

Jessica Kopak Castro

**AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO FINANCEIRO DE
EMPRESAS BRASILEIRAS DE ENERGIA A PARTIR DA
ANÁLISE FATORIAL E ÁRVORE DE DECISÃO**

Dissertação submetida ao Programa de
Pós-Graduação em Contabilidade da
Universidade Federal de Santa Catarina
para obtenção do Grau de Mestre em
Contabilidade.

Orientador: Prof. Dr. Leonardo Flach

Florianópolis
2015

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Castro, Jessica Kopak

Avaliação de Desempenho financeiro de empresas
brasileiras de energia a partir da Análise Fatorial e
Árvore de Decisão / Jessica Kopak Castro ; orientador,
Leonardo Flach - Florianópolis, SC, 2015.
143 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, Centro Sócio-Econômico. Programa de Pós-Graduação em
Contabilidade.

Inclui referências

1. Contabilidade. 2. Análise fatorial. 3. Árvore de
decisão. 4. Indicadores financeiros. 5. Avaliação de
desempenho. I. Flach, Leonardo. II. Universidade Federal
de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em
Contabilidade. III. Título.

Jessica Kopak Castro

**AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO FINANCEIRO DE
EMPRESAS BRASILEIRAS DE ENERGIA A PARTIR DA
ANÁLISE FATORIAL E ÁRVORE DE DECISÃO**

Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de “Mestre em Contabilidade”, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Contabilidade.

Florianópolis, 09 de março de 2015.

Prof. José Alonso Borba, Dr.
Coordenador do Curso

Banca Examinadora:

Prof. Leonardo Flach, Dr.
Orientador
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof.^a Suliani Rover, Dr.^a
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Sérgio Murilo Petri, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Edvalda Araújo Leal, Dr.^a
Universidade Federal de Uberlândia

Este trabalho é dedicado aos meus
colegas de classe e de trabalho e a
minha família

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por ter me dado perseverança e coragem para a realização de mais esta conquista.

À minha família e amigos por ter me acompanhado nessa jornada, pela atenção e compreensão.

Aos professores que me acompanharam neste período, especialmente o meu orientador por ter compartilhado seu conhecimento.

Ao meu amor, meu amigo, meu companheiro, Felipe Martins Schvartz, pelas palavras de conforto nos momentos de dificuldades. Sem ele esse momento não seria possível.

“Determinação, coragem e autoconfiança são fatores decisivos para o sucesso. Não importa quais sejam os obstáculos e as dificuldades. Se estamos possuídos de uma inabalável determinação, conseguiremos superá-los...”.

Dalai Lama

RESUMO

A avaliação de desempenho está tornando-se parte do gerenciamento do negócio das empresas. No ambiente corporativo os indicadores financeiros apresentam-se como uma das ferramentas para a avaliação de desempenho. Este estudo busca analisar, por meio da análise fatorial e árvore de decisão, os indicadores financeiros mais relevantes para a avaliação de desempenho das empresas brasileiras de capital aberto listadas na BM&Fbovespa, participantes do segmento de energia elétrica. Quanto a metodologia de pesquisa, esta pesquisa é de natureza descritiva em relação aos objetivos (ANDRADE, 2005), pois busca-se verificar quais são os indicadores mais relevantes no desempenho financeiro das empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa do segmento de energia elétrica, sendo que as variáveis estão relacionadas às medidas. A abordagem do problema de pesquisa é classificada como quantitativa, pois utiliza-se o método de análise fatorial e árvore de decisão para verificar quais são os indicadores mais relevantes no desempenho financeiro das empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa do segmento de energia elétrica (CORRAR; PAULO; FILHO, 2012). Mediante a realização da análise fatorial, em 25 indicadores no período de 2009 a 2013, identificou-se 3 fatores: Fator Liquidez; Fator Rotatividade dos Ativos e Fator Eficiência. Estes fatores explicam aproximadamente 85% das variações dos indicadores que participaram da análise. Posteriormente, utilizando os scores dos fatores gerados pela análise fatorial, elaborou-se um ranking da amostra de pesquisa, com o objetivo de classificar as empresas de acordo com os novos indicadores, que segundo a análise fatorial são mais relevantes na avaliação de desempenho da amostra de pesquisa. O ranking apresenta cerca de 50% das empresas que receberam o Prêmio ABRACONEE dos anos de 2013 e 2014, nas primeiras 33 posições no ranking elaborado neste estudo. Após a elaboração da análise fatorial realizou-se a análise de árvore de decisão para a amostra de pesquisa, e tomou-se 2 indicadores como variáveis dependentes para representar o desempenho financeiro, os quais são retorno sobre os ativos (ROA) e retorno sobre o Patrimônio Líquido (ROE) e as demais 26 variáveis como independentes. A árvore de decisão apresentou as seguintes variáveis independentes com maior importância nos modelos de previsão: a variável Giro do Ativo Circulante, para a variável dependente ROA e Giro do Ativo Não Circulante para a variável dependente ROE. Além disso, foram elaborados modelos de previsão para a avaliação de desempenho das empresas brasileiras de energia

elétrica de capital aberto. Assim, este estudo apresentou três novos indicadores para avaliação de desempenho das empresas de energia elétrica. Três dimensões, agrupando oito indicadores e modelos de previsão da avaliação de desempenho para auxiliar os gestores a antecipar decisões e realizar a avaliação de desempenho de forma sintética e facilitada.

Palavras-chave: Análise Fatorial. Árvore de decisão. Indicadores financeiros.

ABSTRACT

The performance evaluation is becoming part of the business management of companies. In the corporate environment the financial indicators are presented as one of the tools for the evaluation of performance. This study aims to analyze, through factor analysis and decision tree, the most relevant financial indicators for the evaluation of performance of Brazilian public companies listed on the BM&FBovespa, participants in the electricity segment. As the research methodology, this research is descriptive in nature in relation to the objectives (ANDRADE, 2005), as we seek to ascertain what are the most relevant indicators on the financial performance of public companies listed on the BM&FBovespa's electric energy sector, wherein the variables are related to measurements. The research problem of the approach is classified as quantitative, it uses the factorial analysis method and decision tree to see which are the most relevant indicators on the financial performance of public companies listed on the BM&FBovespa in the electricity segment (CORRAR; PAULO; FILHO, 2012). By conducting a factor analysis on 25 indicators from 2009 to 2013, we identified three factors: Liquidity Factor; Turnover of Assets Factor and Efficiency Factor. These factors explain about 85% of the variations of the indicators that participated in the analysis. Later, using the scores of the factors generated by the factor analysis, were elaborated a ranking of the sample, in order to rank companies according to the new indicators, which according to factor analysis are more relevant in the sample performance evaluation research. The ranking shows about 50% of the companies that received the Award ABRACONEE in the years 2013 and 2014, in the first 33 positions in the ranking prepared in this study. After the development of the factor analysis were elaborated the decision tree analysis for the sample of research, and took up 2 indicators as dependent variables to represent the financial performance, which are Return on Assets (ROA) and Return on Equity (ROE) and the other 26 variables as independent. The decision tree presented the following independent variables as the most important in forecasting models: the Current Assets turnover rate for the dependent variable ROA and Long-term Assets turnover rate for the dependent variable ROE. In addition, predictive models were developed to evaluate the performance of Brazilian companies of electricity traded. This study presented three new indicators to assess performance of electric utilities. Three dimensions, gathering eight performance indicators and evaluation of

predictive models to help managers to anticipate decisions and carry out the assessment of synthetic and easier way of performance.

Keywords: Factor Analysis. Decision tree. Financial Ratios.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Agentes do setor elétrico brasileiro	33
Figura 2 – Estrutura institucional do setor elétrico brasileiro	34
Figura 3 – História do surgimento e evolução do setor elétrico brasileiro	35
Figura 4 – Relação da avaliação de desempenho com indicadores	39
Figura 5 – Indicadores de liquidez	73
Figura 6 – Indicadores de rentabilidade	74
Figura 7 – Indicadores de endividamento	75
Figura 8 – Indicadores de rotatividade	76
Figura 9 – Indicadores de crescimento	76
Figura 10 – KMO and Bartlett's Test	81
Figura 11 – Matriz anti-imagem: 8 indicadores.	81
Figura 12 – Total da variância explicada: 8 indicadores.	82
Figura 13 – Comunalidades: 8 indicadores.	82
Figura 14 – Component Matrix: 8 indicadores.	83
Figura 15 – Component Matrix Rotacionada: 8 indicadores.	83
Figura 16 – Component Score Coefficient Matrix: 8 indicadores.	90
Figura 17 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CHAID – Variável ROE – amostra treinamento.	94
Figura 18 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CHAID – Variável ROE – amostra teste	95
Figura 19 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CRT – Variável ROE – amostra treinamento.	96
Figura 20 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CRT – Variável ROE – amostra teste	97
Figura 21 – Importância das variáveis independentes no modelo	99
Figura 22 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CHAID – Variável ROA – amostra treinamento.	100
Figura 23 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CHAID – Variável ROA – amostra teste	101
Figura 24 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CRT – Variável ROA – amostra treinamento.	102
Figura 25 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CRT – Variável ROA – amostra teste	103
Figura 26 – Importância das variáveis independentes no modelo	105

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Relação da avaliação de desempenho com indicadores	41
Quadro 2 – Indicadores de Liquidez	43
Quadro 3 – Indicadores de Rentabilidade	45
Quadro 4 – Indicadores de Endividamento.	47
Quadro 5 – Indicadores de eficiência ou rotatividade	49
Quadro 6 – Indicadores de crescimento	50
Quadro 7 – Estudos correlatos e similares	51
Quadro 8 – Empresas	59
Quadro 9 – Atividade geração	69
Quadro 10 – Atividade transmissão	70
Quadro 11 – Atividade distribuição	71
Quadro 12 – Atividade participações	72
Quadro 13 – <i>Ranking</i> das empresas de Energia elétrica	91
Quadro 14 – Classificação algoritmo CHAID variável ROE	95
Quadro 15 – Classificação algoritmo CRT variável ROE	98
Quadro 16 – Classificação algoritmo CHAID variável ROA	102
Quadro 17 – Classificação	104
Quadro 18 – Importância da variável independente	106

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AF – Análise Fatorial
AFP – Accounting-based financial performance
ANDE – Administración Nacional de Electricidad
ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica
BMF&Bovespa – Bolsa de Mercadorias e Futuros
BNDE – Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico
CBEE – Companhia Brasileira de Energia Elétrica
CCEE – Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CCOI – Comitê Coordenador de Operação Interligada
CFLCL – Companhia Força e Luz Cataguazes-Leopoldina
CFLMG – Companhia Força e Luz de Minas Gerais
CFROI – Cash Flow Return on Investment
CGISE – Comitê de Gestão Integrada de Empreendimentos de Geração do Setor Elétrico
CHESF – Companhia Hidro Elétrica do São Francisco
CMSE – Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico
Cnaee – Conselho Nacional de Águas e Energia Elétrica
CPFL – Empresa de Eletricidade Sul Paulista, Companhia Paulista de Força e Luz
CVA – Cash Value Added
DNAE – Departamento Nacional de Águas e Energia
DNAEE – Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica
DNPM – Divisão de Águas do Departamento Nacional da Produção Mineral
ELETROBRÁS – Centrais Elétricas Brasileiras S.A.
EPE – Empresa de Pesquisa Energética
EVA – Economic value added
FAHP – Fuzzy Analytic Hierarchy Process
FFE – Fundo Feral de Eletrificação
FURNAS – Centrais Elétricas S.A.
GCE – Câmara de Gestão da Crise de Energia Elétrica
II PDMA – Recuperação do Meio Ambiente nas Obras e Serviços do Setor
IUEE – Imposto Único sobre Energia Elétrica
KMO – Kaiser-Meyer-Olkin
MAE – Mercado Atacadista de Energia Elétrica
MME – Ministério de Minas e Energia
MSA – Adequação da amostra
MVA – Market value added

MW – Megawatt

ONS – Operador Nacional do Sistema Elétrico

PDEE – Plano Decenal de Expansão de Energia Elétrica

PIB – Produto Interno Bruto

PND – Programa Nacional de Desestatização

PPT – Programa Prioritário de Termelétricas

PROINFA – Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia

ROA – Retorno sobre o Ativo

ROE – Retorno sobre o Patrimônio Líquido

SVA – Shareholder value added

TBR – Total business return

TOPSIS – Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution

VFP – Value-based financial performance

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	25
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	25
1.2 TEMA E PROBLEMA	26
1.3 OBJETIVOS DO ESTUDO.....	27
1.3.1 Objetivo Geral.....	27
1.3.2 Objetivos Específicos	27
1.4 JUSTIFICATIVA	28
1.5 DELIMITAÇÕES DA PESQUISA	30
1.6 ORGANIZAÇÃO DO ESTUDO.....	31
2 REFERENCIAL TEÓRICO.....	33
2.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO SISTEMA ELÉTRICO BRASILEIRO	33
2.2 AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO	38
2.1.1 Indicadores de Liquidez	42
2.1.2 Indicadores de Rentabilidade	44
2.1.3 Indicadores de Endividamento	46
2.1.4 Indicadores de eficiência ou rotatividade.....	48
2.1.5 Indicadores de crescimento	50
2.2 ESTUDOS CORRELATOS E SIMILARES	51
3 MÉTODO DE PESQUISA	57
3.1 ENQUADRAMENTOS METODOLÓGICOS.....	57
3.2 PROCEDIMENTOS PARA CONSTRUÇÃO DO REFERENCIAL TEÓRICO	58
3.3 POPULAÇÃO E AMOSTRA DE PESQUISA.....	58
3.4 PROCEDIMENTOS DE PESQUISA	61
3.4.1 Variáveis.....	61
3.4.2 Análise Fatorial	62
3.4.3 Árvores de decisão	66
3.4.4 Limitações.....	68
4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	69

4.1.1 Evolução dos indicadores por segmento	73
4.2 A APLICAÇÃO DA ANÁLISE FATORIAL PARA A SELEÇÃO DOS INDICADORES.....	77
4.2.1 Descrição	77
4.2.2 A primeira extração dos fatores	77
4.2.3 A segunda extração dos fatores	78
4.2.4 A terceira extração dos fatores	79
4.2.5 A quarta extração dos fatores.....	80
4.2.6 A quinta extração dos fatores	81
4.2.7 Considerações a respeito dos indicadores excluídos	84
4.2.8 Caracterização dos fatores.....	84
4.2.9 Scores dos fatores.....	90
4.3 Ranking de classificação das empresas brasileiras de energia elétrica de capital aberto	91
4.4 APLICAÇÃO DA ÁRVORE DE DECISÃO PARA A SELEÇÃO DOS INDICADORES.....	93
4.4.1 Descrição	93
4.4.1 Aplicação da árvore de decisão.....	93
4.4.1.1 Aplicação da árvore de decisão variável dependente ROE.....	93
4.4.1.2 Aplicação da árvore de decisão variável dependente ROA	99
4.5 CONSIDERAÇÕES SOBRE OS INDICADORES RELACIONADOS NA APLICAÇÃO DA ANÁLISE FATORIAL E NA APLICAÇÃO DA ÁRVORE DE DECISÃO	105
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	109
REFERÊNCIAS.....	113
APÊNDICE A – Matriz de correlação - 1ª extração dos fatores....	121
APÊNDICE B – Matriz Anti-imagem - 1ª extração dos fatores....	123
APÊNDICE C – Testes KMO e Bartlett e Comunalidades - 1ª extração dos fatores	125
APÊNDICE D – Total de variância explicada - 1ª extração dos fatores	127
APÊNDICE E – Testes KMO e Bartlett, Comunalidades e Total da variância explicada - 2ª extração dos fatores.....	129

APÊNDICE F – Matriz Anti-imagem - 2ª extração dos fatores....	131
APÊNDICE G – Testes KMO e Bartlett e comunalidades - 3ª extração dos fatores	133
APÊNDICE H – Matriz anti-imagem - 3ª extração.....	135
APÊNDICE I – Total da variância explicada - 3ª extração	137
APÊNDICE J – Testes KMO e Bartlett e comunalidades - 4ª extração dos fatores	139
APÊNDICE K – Matriz anti-imagem - 4ª extração.....	141
APÊNDICE L – Total da variância explicada - 4ª extração	143

1 INTRODUÇÃO

Este trabalho investiga quais são os indicadores financeiros mais relevantes, segundo a análise fatorial e árvore de decisão, para avaliar o desempenho financeiro das empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa do segmento de energia elétrica. Esta seção permite um exame do cenário de avaliação de desempenho, utilizando indicadores financeiros, bem como o problema de pesquisa, objetivos geral e específicos, justificativa, delimitação da pesquisa e por fim organização do estudo.

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

O mercado de energia elétrica ao longo dos últimos 130 anos, segundo Siffert Filho *et al.* (2009), tornou-se um dos pilares do desenvolvimento econômico e social de uma região ou país. Assim, o crescimento deste setor deve ser acompanhado não somente por quem aloca recursos mas também por quem usufrui.

O sistema elétrico brasileiro está entre os serviços de utilidade pública, assim como o setor de água e saneamento e gás. Tais setores possuem regulamentações junto a Agências do Governo, as quais monitoram a conduta destas empresas, bem como possibilitam situações para novos investimentos como incentivos (SIFERT FILHO *et al.*, 2009).

Até o ano de 2007 o parque gerador de energia elétrica do Brasil contava com 1.705 usinas e uma potência instalada de 100.786,1 MW. Nesta época a matriz de energia elétrica era composta de 76,42% de hidroelétricas com 674 usinas, 17,18% termoeletricas (gás natural, óleo diesel, combustível e carvão mineral) com 719 usinas e 6,4% de fontes complementares (SIFERT FILHO *et al.*, 2009).

No ano de 2014, segundo a ANEEL (2014), a matriz de energia elétrica do país passou a possuir 3.367 empreendimentos em operação e 139.185,2 MW de capacidade instalada, sendo composta da seguinte maneira: 63,06% de hidroelétricas com 1.137 usinas, 18,23% termoeletricas (gás natural, óleo diesel, combustível e carvão mineral) com 1.380 usinas e 18,7% de fontes complementares.

Nesse sentido, o crescimento do mercado de energia está aparente e tem despertado o olhar de novos investidores, também desperta a necessidade de informações para que os investidores atuais verifiquem como está o desempenho destas empresas.

Assim, a avaliação de desempenho das empresas torna-se uma ferramenta para o gerenciamento de informações com o propósito de auxiliar no planejamento e controle de processos gerenciais, bem como no acompanhamento de metas e estratégias empresariais.

Sob esse entendimento, a análise do desempenho de empresas, realizada por *stakeholders*, tradicionalmente com índices financeiros, permite a comparação do desempenho e situação de uma empresa com outras ou individualmente ao longo do tempo, além de analisar a saúde financeira da empresa e projetar tendências futuras (GITMAN, 1997; COHEN, 2008; DELEN; KUZHEY; UYAR, 2013; BOLDEANU; GHEORGHE; EDITURA, 2012).

A avaliação de desempenho de uma empresa apresenta-se imprescindível não somente para os administradores, credores e potenciais investidores, mas também como uma maneira das empresas posicionarem-se no mercado. Este cenário requer mudanças por parte das empresas, surgindo a necessidade de aprimoramento das ferramentas utilizadas para avaliação de desempenho (YALCIN; BAYRAKDAROGLU; KAHRAMAN, 2012; MOGHIMI; ANVARI, 2014).

Geralmente, para a análise de desempenho são utilizados alguns índices como de liquidez, estrutura de capital, rentabilidade, endividamento e índices de mercado. Sendo que estes demonstram os pontos fortes e fracos da companhia em termos de liquidez, captação de recursos, rentabilidade, alocação da dívida entre curto e longo prazo e posicionamento no mercado (YALCIN; BAYRAKDAROGLU; KAHRAMAN, 2012).

1.2 TEMA E PROBLEMA

Os índices financeiros podem ser classificados como índices de desempenho financeiro baseados na contabilidade (AFP) e baseados na criação de valores (VFP). O AFP é utilizado basicamente para avaliar a situação econômica e financeira das empresas e é utilizado por investidores e analistas para avaliar a situação operacional individual da empresa e a sua posição em relação às outras no mercado. Alguns destes índices são os de liquidez, alavancagem financeira, rentabilidade, atividade e crescimento (YALCIN; BAYRAKDAROGLU; KAHRAMAN, 2012).

Os índices baseados na criação de valores (VFP) foram desenvolvidos a partir da exigência dos *stakeholders* em visualizar a criação de valores a partir do capital e riscos investidos nas empresas.

Estes surgiram na década de 90 como alternativa para utilizar a criação de valor para avaliar o desempenho das empresas. Alguns destes índices são o *economic value added* (EVA), *market value added* (MVA), *Cash Flow Return on Investment* (CFROI), *total business return* (TBR), *Cash Value Added* (CVA), *shareholder value added* (SVA) (YALCIN; BAYRAKDAROGLU; KAHRAMAN, 2012).

Vários estudos buscaram consolidar e validar indicadores utilizando diversas técnicas estatísticas como análise fatorial, regressão múltipla, lógica fuzzy, análise envoltória de dados, árvore de decisão, entre outras, como Alencar; Filho; Abreu (2005); Lin; Liu; Chu (2005); Bezerra; Corrar (2006); Soares (2006); Carvalho; Bialoskorski Neto (2008); Cohen (2008); Münch (2008); Wang; Li (2008); Ertugrul; Karakasoglu (2009); Holanda; Cavalcante; Carvalho (2009); Zhang; Lei (2009); Wang; Lee (2010); Sami; Wang; Zhou (2011); Boldeanu; Gheorghe; Editura (2012); Bulgurcu (2012); Halkos; Tzeremes (2012); Bekana; Abitie (2012); Yalcin; Bayrakdaroglu; Kahraman (2012); Delen; Kuzey; Uyar (2013); Bomfim; Macedo; Marques (2013); Horta; Camanho (2014); Moghimi; Anvari (2014), os quais serão apresentados nos estudos similares.

Sob este prisma, nota-se que a literatura propõe vários índices e, uma vez que alguns são similares entre si, questiona-se quais são os indicadores financeiros, identificados como mais significativos pela análise fatorial e árvore de decisão, para a avaliação de desempenho das empresas listadas na BMF&Bovespa do segmento de energia elétrica?

1.3 OBJETIVOS DO ESTUDO

Nesta seção serão abordados os objetivos propostos para esta pesquisa.

1.3.1 Objetivo Geral

O estudo possui o objetivo geral de analisar, por meio da análise fatorial e árvore de decisão, os indicadores financeiros mais relevantes para a avaliação de desempenho das empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa participantes do segmento de energia elétrica.

1.3.2 Objetivos Específicos

Para atingir o objetivo proposto, os seguintes objetivos específicos serão perseguidos:

- a) Identificar quais indicadores financeiros apresentam maior poder explicativo, de acordo com a análise fatorial;
- b) Classificar a amostra de pesquisa, utilizando os indicadores encontrados na análise fatorial.
- c) Identificar quais indicadores financeiros apresentam maior poder explicativo, de acordo com a árvore de decisão;
- d) Comparar os resultados encontrados por meio da análise fatorial e da árvore de decisão;

1.4 JUSTIFICATIVA

Costa, Monteiro e Botelho (2004) explicam que estudos realizados no Brasil apontam a necessidade do desenvolvimento de novas pesquisas para verificar a utilização dos indicadores financeiros na avaliação de desempenho das empresas.

A pesquisa com o segmento de energia elétrica da BM&FBovespa justifica-se na medida em que o mercado de energia elétrica experimenta um crescimento da ordem de 4,5% ao ano (ANEEL 2014).

Perante o exposto, pode-se afirmar que o crescimento do desenvolvimento e consumo no mercado de energia elétrica promove o desenvolvimento social e econômico de uma região ou país. Ademais, compõe o setor econômico de utilidade pública e contribui para a geração de emprego e renda. Sugerindo-se que este segmento possui visibilidade para investidores, a busca para avaliar o desempenho econômico torna-se necessário para a tomada de decisão.

Segundo a ANEEL (2014), o planejamento governamental de médio prazo prevê a necessidade de investimentos da ordem de R\$ 6 a 7 bilhões/ano para expansão da matriz energética brasileira, em atendimento à demanda do mercado consumidor. Futuramente a estrutura dos investimentos em energia irá priorizar a instalação de centrais termelétricas a gás natural e ocorrerá maiores investimentos em rede de transmissão.

Outrossim, o sistema elétrico brasileiro apresenta um parque produtor de geração predominantemente hidráulica e ao longo das últimas duas décadas, o consumo de energia elétrica apresentou índices de expansão bem superiores ao Produto Interno Bruto (PIB) (ANEEL, 2014).

O estudo de Soares (2006), realizado no setor de saúde suplementar no Brasil, buscou verificar por meio da análise fatorial se os indicadores econômico-financeiros selecionados pela ANS são relevantes para avaliar o desempenho das Operadoras de Planos de Assistência à Saúde.

Como resultados Soares (2006) identificou dois fatores com cinco indicadores que mais contribuíram para compor a avaliação e classificação do desempenho econômico-financeiro das empresas de saúde suplementar no Brasil.

A presente pesquisa irá explorar o setor de Energia Elétrica e aos indicadores utilizados neste estudo serão empregados os mais utilizados na literatura.

Outra característica específica deste estudo é a utilização de duas técnicas estatísticas para analisar e verificar quais são os indicadores que possuem maior poder explicativo a serem levados em consideração na avaliação de desempenho das empresas do setor de energia elétrica. A árvore de decisão também contribuirá com um modelo de previsão da avaliação de desempenho.

Assim, a relevância do estudo justifica-se, na medida em que contribuiu para que os *stakeholders* tomem decisões com segurança e conheçam a aplicabilidade destas informações na avaliação de desempenho destas empresas, refletindo desta forma no crescimento do desenvolvimento do segmento de energia elétrica do país.

Em nível teórico, busca-se analisar os conceitos existentes sobre os assuntos encontrados em dissertações, teses, livros, periódicos nacionais e internacionais, com o intuito de elaborar a base deste estudo.

Em nível prático, esta análise contribuirá para que os gestores, analistas e investidores das empresas do segmento de energia elétrica notem que é possível consolidar indicadores financeiros que avaliem o desempenho das empresas de um setor específico; para o meio acadêmico, visto que a temática passa por constante aprimoramento e desenvolvimento; e para o setor de energia elétrica, pois poderão utilizar este conhecimento para avaliar individualmente o setor no mercado.

Além disso, ao atingir os objetivos propostos, espera-se contribuir para:

- a) Auxiliar o segmento de energia elétrica na escolha dos indicadores financeiros para avaliação de desempenho de empresas;
- b) Apresentação de evidências da análise de indicadores financeiros que são utilizados para a avaliação de desempenho de empresas;
- c) Apresentação das análises estatísticas de análise fatorial e árvore de decisão para validar indicadores financeiros na avaliação de desempenho;
- d) Apresentação de um modelo preditivo por meio da árvore de decisão para prever a avaliação de desempenho das empresas;

e) Apresentação de um *ranking* com os scores calculados para os fatores da análise fatorial;

f) Contribuir na discussão do uso dos indicadores financeiros extraídos das demonstrações contábeis para a avaliação de desempenho de empresas.

Adicionalmente o estudo contribuirá como fonte de consulta ao meio acadêmico, em razão de evidenciar a utilização de indicadores financeiros para a avaliação de desempenho do segmento de energia elétrica da BM&FBovespa.

Assim, a pesquisa é interdisciplinar pois envolve a Contabilidade, Administração e Estatística.

1.5 DELIMITAÇÕES DA PESQUISA

Como delimitação do estudo, foram selecionadas todas as empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa do segmento de energia elétrica, para fazer parte desta pesquisa.

Os resultados dos objetivos deste trabalho abrangem o período temporal analisado, 2009 a 2013, não podendo ser considerados como resultados para outro espaço de tempo e em outros segmentos da BM&FBovespa.

Delimitou-se o período a partir do ano de 2009 devido a adoção das Normas Internacionais de Contabilidade (IFRS) no Brasil pela primeira vez. Apesar de que de acordo com a Instrução CVM nº 457 e Comunicado do Banco Central nº 14.259, as companhias de capital aberto deverão apresentar demonstrações financeiras consolidadas a partir do exercício de 2010 as IFRS exigem demonstrações financeiras comparativas.

Assim, a IFRS 1 determina que a data de transição corresponda ao início do mais antigo período que esteja sendo apresentadas demonstrações financeiras completas em IFRS comparativamente. Considerando a situação em 31 de dezembro de 2010 comparada com 31 de dezembro de 2009, o início seria 1º de janeiro de 2009, sendo esta, portanto, a data de transição. Na prática, significa que todas as transações ocorridas a partir de 1º de janeiro de 2009 já devem considerar os requerimentos das IFRS.

Portanto, acredita-se que as Demonstrações utilizadas para calcular os índices no presente trabalho possuem comparabilidade e não necessitam de tratamentos para equalizar procedimentos contábeis.

Ademais, os indicadores financeiros utilizados neste trabalho foram os selecionados no trabalho de Delen; Kuzey; Uyar (2013). Pois

estes autores verificaram quais são os indicadores mais comuns utilizados na literatura e que possuem impacto significativo nos indicadores de rentabilidade sobre o patrimônio líquido (ROE) e de rentabilidade sobre os ativos (ROA).

Foram utilizados neste trabalho duas análises estatísticas para aglutinar os indicadores que melhor explicam a variação no desempenho da amostra de pesquisa, sendo que para representar o desempenho das empresas utilizou-se os indicadores ROE e ROA.

Utilizou-se as empresas de capital aberto, do segmento de energia elétrica, da BM&FBovespa pois as informações são disponibilizadas gratuitamente e são públicas. Sendo que a maioria dos interessados na avaliação de desempenho destas empresas são os agentes financeiros, agências reguladoras e a sociedade.

1.6 ORGANIZAÇÃO DO ESTUDO

Essa pesquisa estrutura-se em cinco seções. Na primeira, de caráter introdutório, onde se busca abordar (a) considerações iniciais sobre o tema de pesquisa e a definição do problema de pesquisa; (b) objetivo geral; (c) objetivos específicos; (d) a justificativa; e, (e) a delimitação da pesquisa.

A segunda seção apresenta o referencial teórico, onde serão fundamentados os assuntos a serem pesquisados. Destacam-se os assuntos acerca da contextualização do setor elétrico, estudos similares e avaliação de desempenho.

Na terceira seção apresentam-se os aspectos metodológicos da pesquisa, abordando: (a) o enquadramento metodológico; (b) procedimentos para revisão da literatura; (c) população e amostra da pesquisa; e, (d) procedimentos de pesquisa.

A quarta seção apresenta os dados e a análise dos resultados. Já na quinta seção são expostas as considerações finais e as recomendações para futuros trabalhos. Por fim elencam-se as referências utilizadas neste trabalho e os apêndices.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo destacam-se informações a respeito do setor elétrico no Brasil, estudos similares e avaliação de desempenho.

2.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO SISTEMA ELÉTRICO BRASILEIRO

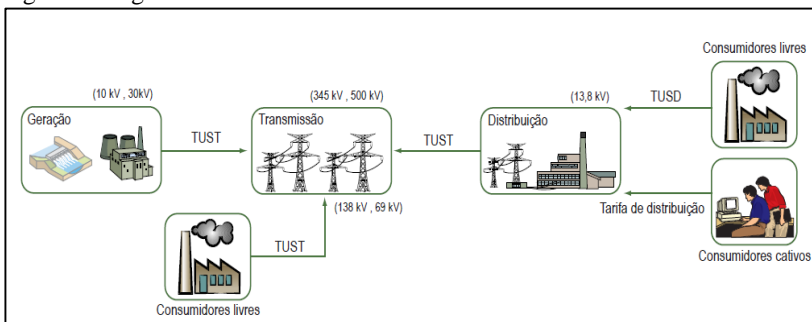
A principal característica da eletricidade é que esta não é estocável, ela surge do conjunto de três processos: geração, transmissão e distribuição. Esta última pode ser segmentada em distribuição física e comercial (comercialização) (PINTO JUNIOR et al., 2007).

No caso da geração por meio da turbina a vapor, um combustível qualquer (carvão, derivados do petróleo, biomassa, gás natural, etc.) é utilizado, já na turbina a gás, um combustível de boa qualidade (em geral gás natural, destilados leves ou médios) e na turbina hidráulica, a energia mecânica a ser convertida em energia elétrica é obtida a partir das quedas e dos cursos de água (PINTO JUNIOR et al., 2007).

A conexão e atendimento ao consumidor são realizados pelas distribuidoras de energia elétrica. As distribuidoras são empresas de grande porte que funcionam como elo entre o setor de energia elétrica e a sociedade (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2008).

Nas redes de transmissão, após deixar a usina, a energia elétrica trafega até as subestações das distribuidoras. A relação entre estes agentes e os consumidores é observada na Figura 1 (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2008).

Figura 1 – Agentes do setor elétrico brasileiro



Fonte: Agência Nacional de Energia Elétrica (2008)

O segmento de transmissão é responsável pela implantação e operação da rede que liga as usinas (fontes de geração) às instalações das

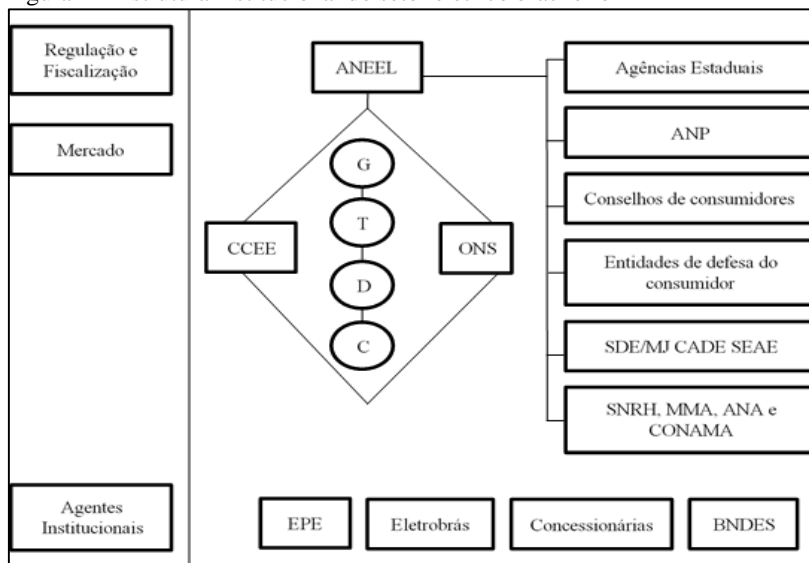
companhias distribuidoras. A principal característica desse segmento é a sua divisão em dois grandes blocos: O sistema interligado nacional (SIN) e os sistemas isolados (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2008).

Segundo Pinto Junior *et al.* (2007, p.129), em função destas características o setor elétrico possui algumas especificidades técnico-econômicas:

- a) Necessidade de antecipação do comportamento da demanda;
- b) Sobre capacidade planejada, tanto de produção quanto de transporte, devido às características da curva de demanda elétrica com períodos de pico e de vale.

Como os processos de geração e utilização são simultâneos e não há a possibilidade de criar estoques, cabe ao gerador estar preparado para atender a demanda do usuário no momento e no volume que este determinar. Enquanto isso, cabe ao gerador fazer as melhores previsões acerca do comportamento futuro do usuário (PINTO JUNIOR *et al.*, 2007).

Figura 2 – Estrutura institucional do setor elétrico brasileiro



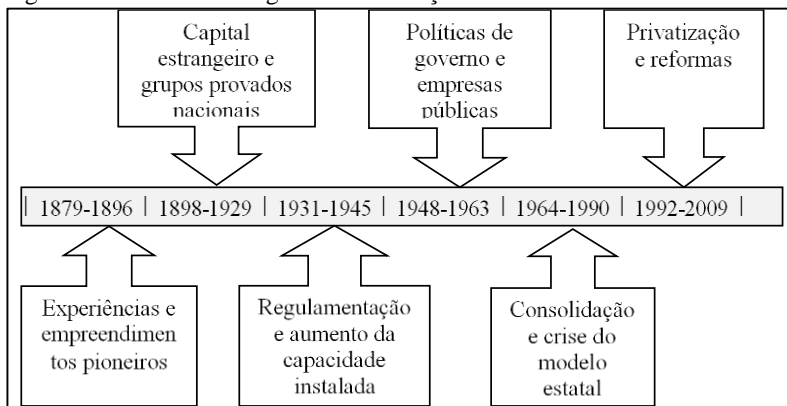
Fonte: Adaptado de Agência Nacional de Energia Elétrica (2008)

Em 2004, com a implantação do Novo Modelo do Setor Elétrico, o Governo Federal preservou a Aneel, agência reguladora, e o Operador do Sistema Elétrico (ONS), responsável por coordenar e supervisionar a operação centralizada do sistema interligado brasileiro (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2008).

Uma iniciativa da Centrais Elétricas Brasileiras S.A. - ELETROBRÁS para preservar a história da eletricidade no país foi criar o Centro da Memória da Eletricidade no Brasil - MEMÓRIA DA ELETRICIDADE, a qual é uma entidade cultural sem fins lucrativos, instituída em 1986 (ELETROBRÁS, 2014).

No Centro da Memória da Eletricidade no Brasil encontra-se a história do surgimento e evolução do setor elétrico brasileiro. Com o objetivo de ilustrar um resumo desta história apresenta-se a seguir uma linha do tempo com os principais acontecimentos, os quais foram extraídos do Centro da Memória da Eletricidade no Brasil.

Figura 3 – História do surgimento e evolução do setor elétrico brasileiro



Fonte: Adaptado do Centro da Memória da Eletricidade no Brasil (ELETROBRÁS, 2014).

Entre os anos de 1879-1896 D. Pedro II concedeu a Thomas Alva Edison autorização para iniciar o processo de utilização da luz elétrica na iluminação pública.

A partir desta decisão iniciou-se a evolução do sistema elétrico no Brasil, assim a diretoria Geral dos Telégrafos instalou na cidade do Rio de Janeiro (RJ) a primeira iluminação pública externa do país.

Posteriormente ocorreu a entrada em operação das usinas do país, sendo que a primeira usina Hidrelétrica foi instalada na cidade de Diamantina (MG).

Em seguida, surgiu a primeira usina do estado do Rio Grande do Sul, a termoeétrica Velha Porto Alegre, tornando a cidade de Porto Alegre a primeira capital brasileira a contar com iluminação pública elétrica. Isso posto, entrou em operação a primeira usina hidrelétrica de maior porte do Brasil, no estado de Minas Gerais.

A primeira empresa criada para explorar a energia elétrica brasileira foi a Companhia Força e Luz de Minas Gerais (CFLMG), concessionária dos serviços de energia elétrica nos municípios de Belo Horizonte, Itabira e Santa Bárbara, no estado de Minas Gerais.

Seis anos depois foi criado o Conselho Nacional de Águas e Energia Elétrica (Cnaee), o qual era responsável pela execução e fiscalização do Imposto Único sobre Energia Elétrica (IUEE) e do Fundo Federal de Eletrificação (FFE). E no ano seguinte foi criada a regulamentação das usinas termelétricas do país.

A primeira empresa de eletricidade pública de âmbito federal do Brasil, a Companhia Hidro Elétrica do São Francisco (Chesf), surgiu com a finalidade de realizar a exploração da cachoeira de Paulo Afonso, no rio São Francisco.

Futuramente entrou em operação a primeira grande hidrelétrica construída no rio São Francisco e o primeiro grande investimento estatal no setor de energia elétrica – Paulo Afonso I. E também no mesmo ano entrou em operação a Usina Termelétrica Piratininga, como a primeira termelétrica de grande porte do Brasil, utilizando óleo como combustível.

Com o intuito de solucionar a crise de energia na região sudeste, criou-se a Central Elétrica de Furnas. Em seguida aconteceu a criação da Centrais Elétricas Brasileiras S.A. (Eletrobrás), para coordenar técnica, financeira e administrativamente o setor de energia elétrica brasileiro, incorporando as aplicações realizadas até então pelo Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico (BNDE).

No ano de 1965 criou-se o Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica (Dnaee) encarregada da regulamentação dos serviços de energia elétrica. Posteriormente foi criado o Comitê Coordenador de Operação Interligada (CCOI), com o objetivo de diminuir os problemas operativos e aperfeiçoar o processo de interação das empresas do setor.

A instalação da empresa Itaipu Binacional, com capital controlado em partes iguais pela Centrais Elétricas Brasileiras S.A. (Eletrobrás) e pela estatal paraguaia Administración Nacional de Electricidad (Ande),

em 1974, teve o objetivo de gerenciar a construção da Usina Hidrelétrica Itaipu e explorar a energia por ela gerada.

Após isso, ocorreu a entrada em operação da Usina de Tucuruí, maior hidrelétrica nacional e a primeira de grande porte construída na Amazônia. Também no mesmo ano concluiu-se a primeira parte do sistema de transmissão interligado Norte-Nordeste, permitindo a transferência de energia hidrelétrica da bacia amazônica para a Região Nordeste. E teve a entrada em operação da Usina Hidrelétrica de Itaipu, a maior em produção de energia no mundo.

Em 1996 instituiu-se a autarquia especial Agência Nacional de Energia Elétrica (Aneel). O novo órgão regulador tem por finalidade a regulação e a fiscalização da produção, transmissão e comercialização de energia elétrica no país.

Depois criou-se o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), entidade de direito privado, sem fins lucrativos. Também criou-se o Mercado Atacadista de Energia Elétrica (MAE) e a separação entre as atividades de geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica.

Em 2004 foram criadas a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), o Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE) e o Comitê de Gestão Integrada de Empreendimentos de Geração do Setor Elétrico (CGISE).

Diversos trabalhos utilizaram o setor elétrico como amostra de pesquisa. Este setor é interessante pois oferece assuntos para vários tipos de abordagens.

Na monografia de pós-graduação, o autor Ohara (2014) evidenciou que podem ocorrer diferenças materiais entre as demonstrações financeiras elaboradas sob a contabilidade societária e regulatória das concessionárias de distribuição do Setor Elétrico.

Já a dissertação de Cheberle (2013), conclui que a superestimação da depreciação conduzirá a preços mais elevados para os consumidores e a maiores valores adicionados para os acionistas, dada a antecipação do seu fluxo de caixa.

Fernandes (2013) buscou abordar sobre problemas para a garantia da isonomia e da segurança jurídica nos processos de fiscalização da ANEEL.

O estudo de Rocha (2009) concluiu que as empresas de energia elétrica que participam dos níveis de governança corporativa da BM&FBovespa atingiram, no período pesquisado, resultados consistentes do ponto de vista da evolução dos capitais investidos pelos sócios.

Já Kassai (2002), mediante a confrontação dos resultados da análise envoltória de dados com os indicadores tradicionais de análise de balanços, explorou as vantagens e limitações de cada método de avaliação de empresas.

A abordagem de Leme et al. (2014) foi realizar simulações de análises de eficiência energética nas empresas de serviços públicos brasileiras. Os resultados revelam que dependendo das informações, os critérios dos índices podem ser afetados de forma diferente. Assim o regulador do setor deveria estabelecer objetivos claros na seleção das variáveis ambientais.

2.2 AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO

A avaliação de desempenho está tornando-se parte do gerenciamento do negócio nas empresas, mas a avaliação de desempenho não refere-se somente a avaliação de indicadores financeiros, esta integra-se em diversas áreas das empresas, como por exemplo na área de recursos humanos.

Além disso, é possível identificar os pontos fortes e fracos de uma organização, pois por meio de um acompanhamento do desempenho da empresa pode-se estipular um diagnóstico atual, projetar futuros indicadores, metas e objetivos organizacionais.

Outro uso da avaliação de desempenho dentro das empresas é para a remuneração variável dos seus colaboradores, onde algumas empresas utilizam alguns indicadores financeiros para distribuir a participação nos lucros e resultados.

A avaliação de desempenho de uma empresa requer a análise de vários critérios, tais como tipo de indústria e setor econômico da entidade, gestão e estratégia empresarial, ambiente competitivo, recursos humanos e materiais disponíveis, além da utilização de um sistema de indicadores de desempenho adequados para este propósito (PINTEA, 2012).

Tradicionalmente a avaliação de desempenho é baseada em indicadores financeiros, como rentabilidade e retorno sobre o capital (LIN, LIU; CHU, 2005). Assim a avaliação de uma empresa estaria baseada na comparação dos seus indicadores com os valores médios do setor (HORTA; CAMANHO, 2014).

No ambiente corporativo os indicadores financeiros apresentam-se como uma ferramenta fundamental para a avaliação de desempenho, os quais refletem a necessidade do mercado em verificar a rentabilidade da empresa no mercado (BEKANA; ABITIE, 2012).

Indicadores, segundo Soares (2006), são medidas, como porcentagens, quocientes ou taxas, as quais são calculadas, monitoradas e comparadas tanto com outras empresas quanto na mesma empresa, utilizando períodos diferentes.

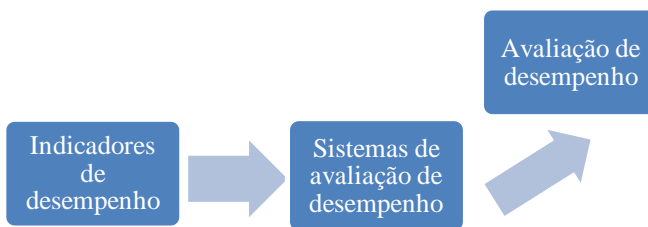
Indicadores financeiros podem ser utilizados como uma análise preliminar da avaliação de desempenho de empresas, além disso, estes fornecem comparativos com períodos anteriores e podem auxiliar no aprimoramento da performance das empresas (LIN; LIU; CHU, 2005).

Quatro questões amparam a avaliação de desempenho, as quais são fundamentais para verificar e monitorar o desenvolvimento de uma empresa: O que aconteceu? Porque isto aconteceu? Isto vai continuar? O que vamos fazer a respeito? (BEKANA; ABITIE, 2012).

Além das respostas destas questões, as empresas possuem o desafio de combinar e alinhar a avaliação de desempenho com as estratégias, estrutura e cultura corporativa da empresa, o tipo e o número de indicadores a serem utilizados (BEKANA; ABITIE, 2012).

O gerenciamento financeiro das empresas pode utilizar indicadores para medir, informar, relatar e aprimorar a performance de uma empresa. A relação entre indicadores e avaliação de desempenho é assegurada pela existência de sistemas de avaliação de desempenho (PINTEA, 2012). Esta relação pode ser observada pela Figura 4.

Figura 4 – Relação da avaliação de desempenho com indicadores



Fonte: Adaptado de Pintea (2012).

A utilização de indicadores financeiros para a avaliação do desempenho de empresas não é um assunto novo na comunidade acadêmica. A diferença entre estes estudos são os indicadores utilizados como variáveis independentes e a técnica estatística para analisar as variáveis (DELEN; KUZHEY; UYAR, 2013).

Horrigan (1965) afirmou que um dos produtos da evolução da contabilidade nos Estados Unidos foi a criação e desenvolvimento de

indicadores financeiros para analisar as demonstrações contábeis, os quais foram originados no século 19 e adotados inicialmente para análise de crédito.

Durante os anos 90, as abordagens para medir a performance das empresas com indicadores financeiros e não financeiros, começaram a tornar-se práticas comuns (HORTA; CAMANHO, 2014).

No presente ambiente competitivo, a análise da avaliação de desempenho das empresas tornou-se uma questão importante não somente para investidores e credores, mas também entre as empresas do mesmo setor. Esta possui influência na competitividade e desenvolvimento do setor diante do mercado (ERTUGRUL; KARAKASOGLU, 2009; HORTA; CAMANHO, 2014)

Assim, a identificação do posicionamento da empresa no mercado possibilita aos gestores o estudo de estratégias de mercado, que vem sendo exploradas pelos concorrentes, permitindo que sejam traçadas metas e objetivos para buscar alcançar melhores resultados.

Para Yalcin, Bayrakdaroglu e Kahraman (2012), os indicadores financeiros que são calculados com base nas demonstrações contábeis são considerados como ferramentas de mensuração na determinação da avaliação de desempenho e dos ativos financeiros das empresas.

Os indicadores financeiros calculados a partir das demonstrações contábeis podem fornecer os seguintes benefícios: (ROSS; WESTERFIELD; JORDAN, 2003 apud DELEN; KUZHEY; UYAR, 2013, p. 3971):

- (a) Avaliar o desempenho de gerentes com o propósito de recompensas;
- (b) Avaliar o desempenho de departamentos em empresas com vários setores;
- (c) Projetar o futuro utilizando informações históricas para existentes ou potenciais investidores;
- (d) Prover informações para credores e fornecedores;
- (e) Avaliar posições competitivas da concorrência;
- e,
- (f) Avaliar o desempenho financeiro de aquisições.

Adicionalmente, todas as empresas podem ser avaliadas usando indicadores financeiros se estas possuem o mesmo método contábil. Mas, uma das limitações é que os indicadores são sensíveis a erros contábeis e alguns indicadores somente podem ser calculados para companhias de

capital aberto. Por esta razão os indicadores financeiros podem ser utilizados nas análises iniciais e após outros métodos devem ser adicionados para complementá-los (STANKEVICIENE, 2012).

Horrikan (1965) concluiu em seu trabalho que os indicadores financeiros podem não ser uma ferramenta tão simples quanto afirmado em outros trabalhos, mas que o desenvolvimento de um conhecimento robusto sobre o assunto pode mitigar estas dificuldades. Já Lin, Liu e Chu (2005) afirmam que os indicadores financeiros são uma das ferramentas simples para avaliação de desempenho de empresas.

Horrikan (1965) acredita que os números contábeis não podem ser analisados sem sofrer transformações, assim, os índices financeiros podem ser utilizados como uma ferramenta de análise dos números que surgem da contabilidade financeira.

Stankeviciene (2012) apresenta as principais vantagens e desvantagens do uso de indicadores financeiros para a avaliação de desempenho de empresas, as quais estão apresentadas no Quadro 1.

Quadro 1 – Relação da avaliação de desempenho com indicadores

Vantagens	Desvantagens
Cálculo simples dos indicadores;	Estão baseados nos números contábeis, portanto sensíveis a erros contábeis;
Podem ser utilizados em qualquer tipo de empresa;	Indicadores de mercado somente podem ser calculados para empresas de capital aberto;
Não requerem cálculos de previsão de fluxo de caixa;	São desconsiderados os fluxos de caixa;
Informações públicas pelas empresas são suficientes.	Apresentam resultados somente de um período.

Fonte: Adaptado de Pintea (2012).

Outro ponto levantado por Moghimi e Anvari (2014) é que os indicadores financeiros são utilizados por usuários diferentes, cada usuário trabalha os indicadores que se adequam as suas necessidades.

Administradores estão interessados nos indicadores de crescimento e atividades, já os *stakeholders* estão interessados nos indicadores de rentabilidade e os credores nos indicadores de endividamento (MOGHIMI; ANVARI, 2014).

Moghimi e Anvari (2014) e Ertugrul e Karakasoglu (2009) inferem que os indicadores financeiros são adequados para avaliar a situação e desempenho financeiro de uma empresa e estes podem ser categorizados de acordo com a informação desejada.

Em avaliação de desempenho, os indicadores financeiros geralmente estão relacionados com a rentabilidade. Estes indicadores são agrupados de acordo com as informações que fornecem liquidez, rentabilidade, atividade e crescimento (YALCIN; BAYRAKDAROGLU; KAHRAMAN, 2012).

Neste estudo, as medidas de desempenho são índices financeiros, os quais são cruciais para a avaliação de desempenho, especialmente na indústria de transformação (YALCIN; BAYRAKDAROGLU; KAHRAMAN, 2012).

Segundo Sá (2008, p.93) “Analisar por quocientes é adotar um critério de coerência com a metodologia das ciências, pois é considerar relações de acontecimentos”. A seguir, são apresentados os indicadores específicos para este trabalho.

2.1.1 Indicadores de Liquidez

Índices de liquidez são aqueles que demonstram os valores que podem ser facilmente convertidos em dinheiro, trata-se da posição de liquidez de uma empresa. Estes indicadores podem responder a seguinte pergunta: A empresa será capaz de cumprir as suas obrigações de curto prazo? Assim os índices de liquidez fornecem informações sobre a capacidade da empresa para cumprir suas obrigações de curto prazo (MOGHIMI; ANVARI, 2014; ERTUGRUL; KARAKASOGLU; 2009).

Uma empresa que pretende continuar atuando no mercado deve ter caixa suficiente para pagar suas dívidas no vencimento. Uma maneira de identificar se a empresa não terá caixa suficiente para pagar as suas dívidas é examinar a relação entre os ativos circulantes e as suas obrigações (ERTUGRUL; KARAKASOGLU; 2009).

Sá (2008) conceitua o quociente de liquidez como a relação entre os meios de pagamentos e as necessidades de pagamento, com a finalidade de analisar quanto a empresa possui de disponível para quitar seus compromissos.

Bekana e Abitie (2012) afirmam que os indicadores de liquidez referem-se a quanto das obrigações que vencerão nos próximos 12 meses poderão ser pagas utilizando caixa ou bens que serão transformados em caixa, assim, apesar destes indicadores não medirem diretamente a capacidade de pagamento de uma empresa, os mesmos podem ser aproveitados como sinalizadores.

Além disso, estes indicadores demonstram a capacidade da empresa em converter ativos para saldar suas necessidades mais urgentes,

revelando a qualidade dos itens que compõem o ativo da empresa (SOARES, 2006).

Os indicadores de liquidez estão apresentados no Quadro 2:

Quadro 2 – Indicadores de Liquidez

Índices	Fórmulas
Liquidez seca	$(\text{Ativo circulante} - \text{Estoques}) / \text{Passivo Circulante}$
Liquidez corrente	$\text{Ativo circulante} / \text{Passivo circulante}$
Liquidez imediata	$\text{Disponível} / \text{Passivo circulante}$

Fonte: Adaptado de Delen; Kuzey e Uyar (2013).

O índice de liquidez corrente é a razão entre os ativos circulantes e os passivos circulantes. Ativos circulantes incluem o caixa e os ativos que podem ser convertidos em caixa em um período de curto prazo. Passivos circulantes incluem as obrigações que possuem a expectativa de serem liquidadas no curto prazo (MOGHIMI; ANVARI, 2014; ERTUGRUL; KARAKASOGLU; 2009).

Além disso, é um indicador que apresenta a capacidade de pagamento das obrigações de curto prazo da empresa e indica a gestão de capital de giro (MOGHIMI; ANVARI, 2014; ERTUGRUL; KARAKASOGLU; 2009).

Este indicador, segundo Soares (2006), é um dos mais populares, visto que relaciona os valores disponíveis que podem liquidar rapidamente dívidas de curto prazo. Quanto maior esse indicador, maior a probabilidade da empresa saldar suas dívidas de curto prazo.

Segundo Sá (2008) este indicador é denominado estático, pois este não considera os vencimentos dos compromissos e nem a data em que os valores estarão disponíveis para efetuar os pagamentos.

Para Matarazzo (2008, p.167) este indicador apresenta “quanto a empresa possui no Ativo circulante para cada \$1 de Passivo circulante”, sendo que quanto maior esta relação, melhor é o indicador.

Silva (2010) afirma que o indicador de liquidez corrente “indica quanto a empresa possui em dinheiro mais bens e direitos realizáveis no curto prazo em relação às dívidas a serem pagas no mesmo período”.

O índice de liquidez seca é mais inflexível que o índice de liquidez corrente. Este admite que os estoques de uma empresa são os últimos a serem liquidados quando comparados com os outros ativos circulantes, portanto neste índice exclui-se os estoques do cálculo (MOGHIMI; ANVARI, 2014; ERTUGRUL; KARAKASOGLU; 2009).

Com a intenção de aumentar o rigor na análise da liquidez de uma empresa, surgiu a fórmula do índice de liquidez seca, o qual desconsidera

os estoques e títulos que não venham a ser aceitos como pagamentos efetivos (SÁ, 2008).

Para Assaf Neto (2010), o indicador de liquidez seca apresenta a porcentagem de obrigações no curto prazo que podem ser quitadas mediante a aplicação dos recursos mais líquidos do ativo circulante.

Matarazzo (2008, p.173) afirma que este índice “visa medir o grau de excelência da sua situação financeira”. Ele indica quanto a empresa possui de Ativo líquido para cada \$1 de Passivo circulante.

Silva (2010, p.281) afirma que o indicador de liquidez seca indica quanto a empresa possui de ativos no curto prazo para liquidar suas dívidas de curto prazo.

O índice de liquidez imediata é o índice mais conservador dos indicadores de liquidez. Este, por sua vez, apresenta a habilidade da empresa para pagar as suas obrigações de curto prazo se por alguma razão o pagamento é exigido. Este índice exclui todos os ativos circulantes, exceto os mais líquidos como o caixa e equivalente de caixa (ERTUGRUL; KARAKASOGLU; 2009).

Para Sá (2008) o conceito de liquidez imediata indica o fato da condição de capacidade de pagamento à vista, recorrendo somente aos recursos disponíveis imediatamente, sem depender dos estoques ou das contas a receber.

Assim, o índice de liquidez imediata segundo Sá (2008, p.98) “é aquele que sendo, igual ou maior que um, indica que todas as necessidades de pagamento podem ser liquidadas em dinheiro, imediatamente”.

Segundo Assaf Neto (2010) o indicador de liquidez imediata normalmente é baixo, pois as empresas não possuem interesse em manter recursos em caixa, visto que este ativo possui rentabilidade baixa.

2.1.2 Indicadores de Rentabilidade

A rentabilidade refere-se à habilidade da empresa em gerar receitas além das despesas. Os indicadores de rentabilidade apresentam diferentes formas de mensurar a rentabilidade de uma empresa (MOGHIMI; ANVARI, 2014; BEKANA; ABITIE, 2012; ERTUGRUL; KARAKASOGLU; 2009).

Além disso, estes indicadores apresentam um reflexo da eficiência no uso de recursos e a capacidade de gestão para financiar o crescimento de uma empresa (COHEN, 2008).

Segundo Soares (2006), existem várias maneiras para medir a rentabilidade das empresas, sendo que a maior parte destas relacionam

suas receitas ou lucros aos seus ativos, patrimônio líquido e investimentos.

Os indicadores de rentabilidade estão apresentados no Quadro 3:

Quadro 3 – Indicadores de Rentabilidade

Índices	Fórmulas
Margem Bruta	Resultado Bruto/Receita Líquida
Margem EBITDA	Lucro antes de juros, impostos, depreciação e amortização/Vendas Líquidas
Margem de lucro sobre vendas	Lucro Líquido/Vendas líquidas
Lucro antes dos impostos/Patrimônio Líquido	Lucro antes dos impostos/Patrimônio Líquido
Rentabilidade do Patrimônio Líquido	Lucro Líquido/Patrimônio Líquido
Retorno sobre o Ativo	Lucro Líquido/Ativo Total
Despesas operacionais/Vendas Líquidas	Despesas operacionais/Vendas Líquidas

Fonte: Adaptado de Delen; Kuzey e Uyar (2013).

O indicador de retorno sobre o ativo (ROA) está relacionado com o lucro líquido da empresa durante um período específico e com os ativos totais da empresa durante o mesmo período. O ROA é uma medida de rentabilidade da empresa, a qual é expressa em porcentagem. Esta medida determina como uma empresa tem utilizado o total de ativos ao seu dispor para gerar lucro efetivamente (YALCIN; BAYRAKDAROGLU; KAHRAMAN, 2012).

O ROA demonstra quanto lucro uma empresa é capaz de gerar, para cada real investido em ativos. Infere-se que um retorno mais elevado significa um melhor desempenho para a empresa. Este indicador ilustra como a empresa administra os seus ativos para gerar lucros, é uma medida utilizada para comparar o desempenho de uma empresa com outras (YALCIN; BAYRAKDAROGLU; KAHRAMAN, 2012).

Para Soares (2006), este indicador apresenta o potencial da empresa em gerar lucros, bem como indica a eficiência da administração da empresa em relação ao gerenciamento dos seus ativos para obter resultados.

Segundo Münch (2008) o ROA mede o desempenho global de uma empresa, e já o ROE apresenta a rentabilidade somente sobre os recursos investidos pelos proprietários.

O retorno sobre o patrimônio líquido (ROE) mede a relação entre as vendas líquidas e o patrimônio líquido médio. Ele mede a realização do retorno dos acionistas (ZHANG; LEI, 2009).

Devido o ROE ser útil para comparar a rentabilidade de uma empresa com a de outras do mesmo setor, é um índice financeiro amplamente utilizado em indústrias de transformação (YALCIN; BAYRAKDAROGLU; KAHRAMAN, 2012).

Portanto, uma empresa que deseja maximizar a sua riqueza deve tentar maximizar esta relação. Por conseguinte, pode-se dizer que esta medida de desempenho visa medir o retorno que os acionistas esperam da empresa (YALCIN; BAYRAKDAROGLU; KAHRAMAN, 2012).

O ROE, também chamado como retorno sobre o capital próprio, apresenta qual é a taxa de rendimento do capital próprio. Essa taxa pode ser comparada com outros investimentos, como poupança, ações, fundos de investimento, etc. Com esta comparação, é possível inferir se a empresa está oferecendo rendimentos maiores do que demais aplicações (SOARES, 2006).

Por utilizar no denominador Patrimônio Líquido médio, a medida é diretamente influenciada pelo valor do capital próprio utilizado para financiar bens. Quanto maior a taxa, maior a gestão do capital próprio e também melhor o retorno aos seus investidores (YALCIN; BAYRAKDAROGLU; KAHRAMAN, 2012).

As vendas apresentam o retorno do valor investido na área de produção da empresa, contudo, estas devem apresentar não somente o retorno do investimento, mas também uma margem de obtenção de lucro. Esta margem pode ser observada no índice de margem de lucro sobre vendas (SÁ, 2008).

Para Matarazzo (2008, p. 177), o indicador de margem de lucro sobre as vendas indica “quanto a empresa obtém de lucro para cada \$100 vendidos”.

A margem de lucro sobre as vendas, segundo Silva (2010, p.232), “compara o lucro líquido em relação às vendas líquidas do período, fornecendo assim o percentual de lucro que a empresa está obtendo em relação ao seu faturamento”.

2.1.3 Indicadores de Endividamento

Os índices de alavancagem financeira indicam a capacidade da empresa cumprir as obrigações de curto prazo e longo prazo. Estes indicadores fornecem evidências sobre a proporção de capital de terceiros que é aproveitada pela empresa e a capacidade de pagamento de longo

prazo de uma empresa para cumprir suas obrigações com terceiros (MOGHIMI; ANVARI, 2014).

Segundo Sá (2008), os recursos de uma empresa se originam de duas maneiras: próprios e de terceiros. Os indicadores de endividamento buscam verificar se a empresa mantém suas atividades utilizando recursos de terceiros ou próprios.

Bekana e Abitie (2012) inferem que estes indicadores referem-se ao grau em que todas as obrigações podem ser quitadas e como a entidade paga, se com capital próprio ou com capital de terceiros. Os indicadores de endividamento utilizados neste trabalho estão apresentados no Quadro 4:

Quadro 4 – Indicadores de Endividamento.

Índices	Fórmulas
Participação de capitais de terceiros de curto prazo sobre recursos totais	Passivo circulante/Passivo Total
Composição do endividamento	Passivo circulante/Passivo circulante + Passivo Não Circulante
Cobertura dos encargos financeiros	(Lucro Operacional + Receita Financeira + Outras Receitas) / Despesas Financeiras
Grau de endividamento	(Passivo circulante + Passivo Não Circulante) / Patrimônio Líquido
Endividamento geral ou alavancagem financeira	(Passivo circulante + Passivo Não Circulante) / Ativo total
Participação de capitais de terceiros sobre recursos totais	(Passivo circulante + Passivo Não Circulante) / Passivo Total

Fonte: Adaptado de Delen; Kuzey e Uyar (2013).

O indicador de composição do endividamento indica o percentual de obrigações de curto prazo em relação às obrigações totais, ou seja, quanto da dívida deverá ser paga no curto prazo comparadas com o total das obrigações (MATARAZZO, 2008; SILVA, 2010).

Segundo Soares (2006), o grau de endividamento expressa quanto a empresa captou de recursos de terceiros em relação ao seu capital próprio, assim, quanto menor a sua dependência de capital de terceiros mais solvente é a empresa.

O grau de endividamento indica qual a proporção dos ativos da companhia que estão sendo financiados por capital de terceiros. O endividamento engloba todas as obrigações de curto e longo prazo. Um indicador menor que um indica que a maioria dos ativos é financiada por capital próprio e acima de um indica que estes ativos estão sendo

financiados por capital de terceiros (ERTUGRUL; KARAKASOGLU; 2009).

Segundo Assaf Neto (2010), o indicador de grau de endividamento mostra quanto a empresa tomou de recursos de terceiros para cada \$1 investido de capital próprio.

Segundo Münch (2008), o grau de alavancagem financeira apresenta uma informação relevante, pois ao correlacionar o retorno sobre os ativos investidos e o retorno sobre o patrimônio líquido investido, pode-se notar quantas vezes o acionista está “ganhando” a mais do que o rendimento do negócio.

Já o indicador de participação de capitais de terceiros de curto prazo sobre recursos totais apresenta o percentual de obrigações de curto prazo em relação às obrigações totais da empresa (SOARES, 2006).

Para Silva (2010) este indicador apresenta o percentual de recursos de terceiros em relação aos recursos próprios, indicando a dependência da empresa em relação aos recursos de terceiros.

Segundo Assaf Neto (2008), o indicador de endividamento geral ou alavancagem financeira apresenta a dependência da empresa com relação as suas obrigações, no caso, do montante investido nos seus ativos, quanto foram aplicadas de capital de terceiros.

Para Matarazzo (2008) este é um indicador de risco ou de dependência de capital de terceiros por parte da empresa, pois quanto maior este índice menor a liberdade para tomar decisões financeiras.

2.1.4 Indicadores de eficiência ou rotatividade

Um dos objetivos do gerenciamento financeiro em uma empresa é determinar a melhor forma para distribuir os recursos da empresa diante de vários ativos. Os indicadores de eficiência ou rotatividade indicam quanto a empresa investiu em determinado tipo de ativo, relacionando com a receita que este ativo está gerando (MOGHIMI; ANVARI, 2014; ERTUGRUL; KARAKASOGLU; 2009).

Segundo Sá (2008) “Um giro é a expressão de quantas vezes se repete a referida transformação ou circulação em um período de tempo”. Estes indicadores possuem o objetivo de medir a frequência com que alguns elementos se repetem.

Os indicadores indicam a posição dinâmica dos elementos patrimoniais, ao contrário dos outros indicadores que apresentam posições estáticas, ou seja, utilizam saldos para os seus cálculos, estes indicadores valem-se das variações destas contas a partir das contas de resultado, já que estas são a contrapartida das contas patrimoniais e

apresentam somente o saldo de um período específico e não saldos acumulados de vários períodos (SÁ, 2008).

Estes indicadores apresentam a rotação dos elementos, ou seja, o ciclo de compra, venda e/ou modificação destes. Os indicadores de eficiência podem ser observados no Quadro 5.

Quadro 5 – Indicadores de eficiência ou rotatividade

Índices	Fórmulas
Giro de contas a receber	Vendas Líquidas/Contas a receber médio
Giro dos Estoques totais	Custo das vendas/Saldo médio dos estoques
Giro do capital circulante líquido	Vendas Líquidas / (Ativo circulante - Passivo circulante)
Giro do ativo	Vendas Líquidas/Ativo total médio (ativo total do exercício anterior + ativo total do exercício atual/2)
Giro do Patrimônio Líquido	Vendas Líquidas/Patrimônio Líquido médio
Giro do Ativo Fixo	Vendas Líquidas/Ativo imobilizado médio
Giro do ativo não circulante	Vendas Líquidas/Ativo não circulante médio
Giro do ativo circulante	Vendas Líquidas/Ativo circulante médio

Fonte: Adaptado de Delen; Kuzey e Uyar (2013).

O giro de contas a receber apresenta o número de vezes que um valor a receber é pago e realizado durante um determinado período. Quanto maior a rotatividade, mais rápido a empresa está recebendo e mais caixa o cliente possui em mãos (ERTUGRUL; KARAKASOGLU; 2009; MOGHIMI; ANVARI, 2014).

O indicador de giro de contas a receber, segundo Sá (2008), possui o objetivo de medir a velocidade com que os recursos a receber retornam para a empresa, bem como medir a eficácia do setor de cobrança das empresas.

Já o giro dos Estoques mensura a quantidade de vezes que o estoque médio deve ser substituído durante um determinado período. É importante que o estoque de uma empresa tenha um giro rápido, assim o excesso de capital de giro não está estagnado em mercadorias desnecessárias (ERTUGRUL; KARAKASOGLU; 2009; MOGHIMI; ANVARI, 2014).

Este indicador, segundo Sá (2008, p.132), “tem por finalidade conhecer a quantidade de giros de aquisição e venda de mercadorias.

Utiliza-se para medir a agilidade dos estoques e eficácia das compras e vendas”.

Para Assaf Neto (2010) o indicador de giro dos estoques apresenta o prazo médio em que a mercadoria permanece no estoque até que esta seja comercializada.

O desenvolvimento e crescimento de uma empresa depende da relação do capital investido com o que realizou-se a partir deste, assim, o giro do Patrimônio Líquido possui o objetivo de verificar a frequência com que os recursos próprios movimentaram-se em relação aos valores comercializados, ou seja, medir a capacidade de girar o capital investido (SÁ, 2008).

A performance da gestão dos ativos é demonstrada mediante o giro do ativo, o qual apresenta a eficiência da empresa em usar os seus recursos para gerar vendas e é um índice que sintetiza cada um dos índices de eficiência (ERTUGRUL; KARAKASOGLU; 2009; MOGHIMI; ANVARI, 2014).

Soares (2006) afirma que o giro do ativo demonstra quanto dos recursos a empresa está utilizando. Este indicador apresenta a eficiência com que a empresa aplica os ativos dela para gerar receita.

O indicador de giro dos ativos, segundo Silva (2010, p.230), é um dos principais índices de giro, pois “estabelece a relação entre as vendas e os investimentos efetuados na empresa”.

O indicador de giro do Ativo Fixo apresenta a utilização da capacidade da empresa, este calcula a frequência com que o ativo fixo da empresa transformou-se em dinheiro (ASSAF NETO, 2010).

2.1.5 Indicadores de crescimento

Existem indicadores de crescimento de ativos, vendas líquidas e lucro líquido, conforme apresentados no Quadro 6:

Quadro 6 – Indicadores de crescimento

Índices	Fórmulas
Crescimento do Ativo	$(\text{Ativo total}_t - \text{Ativo total}_{t-1}) / \text{Ativo total}_{t-1}$
Crescimento do Lucro Líquido	$(\text{Lucro Líquido}_t - \text{Lucro Líquido}_{t-1}) / \text{Lucro Líquido}_{t-1}$
Crescimento das Vendas Líquidas	$(\text{Vendas Líquidas}_t - \text{Vendas Líquidas}_{t-1}) / \text{Vendas Líquidas}_{t-1}$

Fonte: Adaptado de Delen; Kuzey e Uyar (2013).

Estes indicadores apresentam como está a posição da indústria no mercado. Por meio destes índices é possível verificar quanto foi o crescimento de determinado item em relação ao ano anterior (ERTUGRUL; KARAKASOGLU; 2009; MOGHIMI; ANVARI, 2014).

2.2 ESTUDOS CORRELATOS E SIMILARES

Neste tópico procura-se elencar os estudos que utilizaram indicadores financeiros e indicadores específicos de setores para avaliar o desempenho de empresas. Foram classificados com setor N/A (não aplicável) os trabalhos que investigaram vários setores.

Quadro 7 – Estudos correlatos e similares

Autores	Período da pesquisa	Amostra	País	Setor
Zibanezhad, Foroghi e Monadjemi	1996-2009	112	Iran	N/A
Bezerra e Corrar	2001	107	Brasil	Seguradoras
Lin, Liu e Chu	2003	14	Taiwan	Naval
Alencar Filho e Abreu	2003	26	Brasil	Saneamento
Zhang e Lei	2004	341	Xangai e Shenzhen	Civil
Soares	2004	211	Brasil	Saúde
Wang e Li	2005	20	China	Logística
Halkos e Tzeremes	2005	5293	Grécia	Manufatura
Yalcin, Bayrakdaroglu e Kahraman	2007	94	Turquia	Manufatura
Holanda, Cavalcante e Carvalho	2007	103	Brasil	Construção Civil
Yu e Wenjuan	2008	24	China	Logística
Ertugrul e Karakasoglu	2009	15	Istambul, Ertugrul e Karakasoglu	Cimento
Bomfim, Macedo e Marques	2009	55	EUA	Petróleo e Gás
Horta e Camanho	2010	18074	Portugal	Construção
Moghimi e Anvari	2011	8	Iran	Cimento
Carvalho e Bialoskorski Neto	2001 - 2006	150	Brasil	Agropecuário
Münch	2001 - 2006	40	N/A	Petróleo

Fonte: Elaborado pelos autores (2014).

Quadro 7 – Estudos correlatos e similares (Continuação)

Autores	Período da pesquisa	Amostra	País	Setor
Sami, Wang e Zhou	2001 a 2003	1236	Shanghai e Zhenzhen	N/A
Carvalho, Santos e Rêgo	2001 a 2007	1	Brasil	Comércio
Bekana e Abitie	2002/2003 e 2009/2010	1	Etiópia	Bancário
Cohen	2002-2004	52	Grécia	Municipal
Wang e Lee	2003/2004	3	Taiwan	Transporte de contêineres
Delen, Kuzey e Uyar	2005 a 2011	2345	Turquia	N/A
Cavalcanti	2008 a 2011	51	Brasil	Elétrico
Bomfim et al	2009	43	Brasil	Elétrico
Boldeanu, Gheorghe e Editura	2009 a 2010	79	América do Norte	Farmacêutico
Maia, Cardoso e Rebouças	2010	279	Brasil	N/A
Bulgurcu	2009 a 2011	11	Instambul	Tecnologia

Fonte: Elaborado pelos autores (2014).

A partir das variáveis analisadas na pesquisa de Bezerra e Corrar (2006), foi possível identificar três fatores para avaliar o desempenho financeiro de seguradoras. Já Alencar Filho e Abreu (2005) identificam oito fatores que melhor explicam o desempenho operacional de empresas de saneamento (Cesbs).

Diferente das pesquisas citadas anteriormente, Soares (2006) identificou dois fatores com cinco indicadores que mais contribuíram para compor a avaliação e classificação do desempenho econômico-financeiro das empresas de saúde suplementar no Brasil.

Corroborando com os resultados de Soares (2006), Bomfim, Macedo e Marques (2013) encontraram também três fatores (Rentabilidade, Alavancagem e desempenho operacional) relevantes para a avaliação de desempenho de empresas petrolíferas.

Cavalcanti (2013), assim como os estudos anteriores, aplicou a análise fatorial com o objetivo de analisar a existência de similaridade entre os indicadores econômico-financeiros das empresas distribuidoras de energia elétrica e as ganhadoras do Prêmio ABRADÉE. O estudo encontrou três fatores: Liquidez, Lucratividade e Rentabilidade.

Corroborando com o estudo de Cavalcanti (2013), Carvalho, Santos e Rêgo (2010) também encontraram como resultados três fatores:

Endividamento e Liquidez, Rotatividade e Rentabilidade, na aplicação da análise fatorial nos indicadores das Lojas Americanas S.A., no período de 2001 a 2007.

Bomfim *et al* (2011) aplicou a análise fatorial para verificar os indicadores econômico financeiros que devem ser levados em consideração na avaliação do desempenho de curto prazo das distribuidoras de energia elétrica do ano de 2009 e, como os estudos anteriores, também encontrou três fatores em seus resultados.

No estudo de Maia, Cardoso e Rebouças (2012), diferente dos demais estudos, foram encontrados cinco fatores, aplicando a análise fatorial em 179 empresas listadas na BM&FBovespa em 2010.

Distinto dos outros estudos, Carvalho e Bialoskorski Neto (2008) identificaram nove indicadores econômico-financeiros por meio da análise fatorial que devem ser considerados na análise de desempenho das cooperativas agropecuárias paulistas.

Delen, Kuzey e Uyar (2013) utilizaram a análise fatorial para verificar quais os índices que afetam a avaliação de desempenho das empresas da Turquia listadas na bolsa de Istanbul, encontraram onze fatores, adicionalmente foi realizado um modelo de previsão utilizando árvore de decisão.

Assim como o estudo de Delen, Kuzey e Uyar (2013), Yu e Wenjuan (2010) elaboraram um modelo de previsão a partir da técnica de árvore de decisão para prever os resultados financeiros das empresas de logística chinesas no ano de 2008 com 95,83% de confiabilidade. O modelo propõe dois indicadores como mais importantes, de acordo com a árvore de decisão, índice de cobertura de juros e índice ativo-passivo.

Já o estudo de Zibanezhad, Foroghi e Monadjemi (2011), assim como os autores citados anteriormente, utilizou a técnica da árvore de decisão, mas para prever a falência das empresas listadas na Bolsa de valores do Iran. Este estudo encontrou 94,5% de confiabilidade no modelo, bem como a variável EBIT *to interest* como indicador de maior importância no modelo de previsão.

Holanda, Cavalcante e Carvalho (2009) analisaram a percepção dos gestores das empresas de construção civil em relação à importância dos indicadores de desempenho, verificando um conjunto de três fatores, concluindo que o interesse por determinados indicadores está relacionado às peculiaridades dos empreendimentos.

Os autores Lin, Liu e Chu (2005) utilizaram a análise envoltória de dados (DEA) para calcular a eficiência de 14 empresas navais. Os resultados apontam que a avaliação de desempenho pode ser mais

compreensível se utilizados indicadores financeiros e não indicadores não-financeiros.

Após a aplicação das técnicas de *bootstrap*, Halkos e Tzeremes (2012) apresentam que a análise de sensibilidade revela que os escores de eficiência foram melhorados significativamente.

Yalcin, Bayrakdaroglu e Kahraman (2012) mostram que os *rankings* das empresas obtidos pelos métodos (TOPSIS e VIKOR) são quase os mesmos em relação aos utilizados nos seus próprios setores.

Ertugrul e Karakasoglu (2009) desenvolveram um modelo *fuzzy*, utilizando índices financeiros para avaliar desempenho de empresas, levando em consideração os julgamentos subjetivos dos tomadores de decisão. Empregaram as abordagens do modelo *Fuzzy Analytic Hierarchy Process* (FAHP) na determinação dos pesos dos critérios dos tomadores de decisão e, em seguida, rankings das empresas são determinados pelo método TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*).

Corroborando com os resultados de estudos anteriores que combinaram mais de uma análise multivariada, Wang e Li (2008) no trabalho que fizeram afirmam que o método de combinação de avaliação é uma boa escolha para avaliar a competitividade de empresas.

Horta e Camanho (2014) concluíram que existem diferenças consideráveis no perfil de performance das empresas com diferentes alternativas de posições competitivas.

De acordo com o método (FAHP) os indicadores mais relevantes para os tomadores de decisão foram os de liquidez, rentabilidade e crescimento no estudo de Moghimi e Anvari (2014).

Com base nos indicadores mais votados na pesquisa de Münch (2008), efetuada com os 21 contadores, foi possível efetuar uma proposta de análise discriminante com as informações de 2006, para a proposição de um novo indicador que pudesse auxiliar na avaliação correta das empresas petrolíferas.

Os resultados de Sami, Wang e Zhou (2011) apresentam evidências de que a governança corporativa está relacionada com a performance e valor da empresa.

Discordando dos resultados de Sami, Wang e Zhou (2011), Zhang e Lei (2009) demonstram que o mecanismo de governança corporativa não está associado ao desempenho das empresas da amostra de pesquisa.

O banco analisado por Bekana e Abitie (2012) necessita dar atenção aos indicadores críticos; uma linha do tempo e um plano de ação pode ser elaborado para o balanço dos empréstimos aprovados.

Como conclusões Cohen (2008) afirma que os fatores macroeconômicos influenciam nos valores dos índices financeiros, mas isto não quer dizer que o uso dos índices financeiros não é adequado para avaliar o desempenho dos municípios.

Wang e Lee (2010) elaboraram um processo com o método FMCDM, que permite aos especialistas avaliar o desempenho financeiro de empresas em diferentes perspectivas.

O trabalho de Boldeanu, Gheorghe e Editura (2012) verificou que as variações encontradas apresentam uma distribuição normal, e os autores acreditam que eliminando outros elementos e introduzindo novas variáveis o modelo pode tornar-se viável.

Bulgurcu (2012) ilustra que os resultados obtidos pelo método TOPSIS e o valor de mercado não possuem similaridades no *ranking*.

A partir destes estudos similares nota-se que pesquisas na área de avaliação de desempenho, utilizando índices financeiros, é uma temática que está evoluindo no decorrer dos anos, visto que novas abordagens estatísticas estão surgindo a partir do crescimento da discussão do tema.

Após a leitura dos estudos similares encontrou-se apenas o estudo de Delen, Kuzey e Uyar (2013), que utilizaram concomitantemente a análise fatorial e a árvore de decisão. Assim, mediante essa lacuna, o presente estudo irá dispor destas duas técnicas para identificar e analisar quais indicadores financeiros apresentam maior poder explicativo, de acordo com a análise fatorial e árvore de decisão, para a avaliação de desempenho das empresas de capital aberto listadas na BMF&Bovespa do setor de energia elétrica.

3 MÉTODO DE PESQUISA

Esta seção tem por objetivo apresentar: (i) o enquadramento metodológico da pesquisa; (ii) os procedimentos para a revisão da literatura; (iii) coleta de dados, população e amostra; e, (iv) os procedimentos para coleta de dados.

3.1 ENQUADRAMENTOS METODOLÓGICOS

Na trajetória metodológica apresenta-se a natureza dos objetivos, abordagem do problema, coleta de dados, população e amostra.

Quanto aos objetivos, esta pesquisa é de natureza descritiva (ANDRADE, 2005), pois busca-se analisar quais são os indicadores mais relevantes no desempenho financeiro das empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa do segmento de energia elétrica, sendo que as variáveis estão relacionadas às medidas. A pesquisa é exploratória, pois busca familiarizar o problema para torná-lo explícito ou construir hipóteses (GIL, 2007).

A abordagem do problema de pesquisa é classificada como quantitativa, pois utiliza-se o método de análise fatorial e árvore de decisão para verificar quais são os indicadores mais relevantes no desempenho financeiro das empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa do segmento de energia elétrica (CORRAR; PAULO; FILHO, 2012).

Quanto aos procedimentos técnicos este trabalho é classificado como documental, pois vale-se das demonstrações contábeis para elaboração dos índices financeiros, os quais são materiais que não receberam tratamento analítico (GIL, 2007).

A coleta de dados foi realizada por meio do Software Economática®, de uma amostra de empresas de capital aberto nos anos de 2009 a 2013. A população da pesquisa compreende as empresas brasileiras de energia elétrica e a amostra de pesquisa são as empresas de energia elétrica de capital aberto listadas na BMF&Bovespa. O tratamento de dados foi efetuado por meio do aplicativo *Statistical Package for the Social Sciences* - SPSS. Sendo assim, para a coleta de dados deste trabalho utiliza-se de dados secundários, pois baseia-se em dados obtidos por meio das informações contidas nas demonstrações contábeis (RICHARDSON, 1999).

3.2 PROCEDIMENTOS PARA CONSTRUÇÃO DO REFERENCIAL TEÓRICO

Para a construção do referencial teórico foi realizada uma pesquisa na base de dados da CAPES com o objetivo de selecionar artigos para compor o portfólio de trabalhos.

As palavras-chave deste trabalho foram definidas na temática avaliação de desempenho, indicadores financeiros, análise fatorial e árvore de decisão. As palavras-chave utilizadas foram definidas a partir dos artigos selecionados para compor o referencial teórico, *Firm performance*, *Financial ratios*, *Exploratory factor analysis*, *Decision trees*.

Foram pesquisados artigos publicados em periódicos revisados por pares, em inglês, e as palavras-chave foram pesquisadas no título, resumo e palavras-chave dos artigos. Pela combinação das palavras-chave chegou-se ao banco de dados de artigos brutos com 560 trabalhos.

Foram adotadas como fonte de dados a base *Web of Knowledge*, *ProQuest*, *EBSCO* e *Wiley*. A escolha destas bases de dados decorre dos autores entenderem que estas bases apresentam a maior contribuição científica atualmente disponível sobre o tema pesquisado.

As citações dos artigos científicos encontrados na busca foram importadas para o software EndNote X6, para facilitar a organização e tabulação dos dados posteriormente, bem como para análises.

Os artigos do banco de dados foram filtrados de acordo com o alinhamento do título e do resumo. Assim, descartaram-se trabalhos que estavam duplicados no banco de dados, publicações em conferências, livros, capítulos de livros, patentes, séries, artigos que não estavam disponibilizados gratuitamente, etc., que acabaram sendo importadas mesmo com os filtros estabelecidos nas bases de dados. Sendo assim, essa etapa eliminou 18 publicações, restando no banco de dados 542 artigos.

Então, foi realizada a leitura dos títulos e resumos (abstracts) dos trabalhos, bem como realizada uma análise da bibliografia de cada trabalho. Essa etapa eliminou 524 publicações e incluíram-se mais seis trabalhos, entre teses e dissertações, para compor o referencial teórico, finalizando o banco de dados com 24 trabalhos (22 práticos e 2 teóricos).

3.3 POPULAÇÃO E AMOSTRA DE PESQUISA

A população da pesquisa constitui-se das empresas brasileiras de energia elétrica e a amostra da pesquisa, das empresas de energia elétrica de capital aberto entre 2009 e 2013, listadas na BMF&Bovespa.

Selecionaram-se as empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa pois os demonstrativos contábeis são públicos e gratuitos e os principais usuários do desempenho econômico destas empresas são os diversos agentes do mercado financeiro e de capitais, e a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL).

Quadro 8 – Empresas

Empresas	
521 PARTICIPACOES S.A.	CIA ENERGETICA DO RIO GDE NORTE - COSERN
524 PARTICIPACOES S.A.	CPFL ENERGIA S.A.
ANDRADE GUTIERREZ CONCESSOES S.A.	CPFL GERACAO DE ENERGIA S.A.
BONAIRE PARTICIPACOES S.A.	CIA PIRATININGA DE FORCA E LUZ
CIA BRASILIANA DE ENERGIA	CPFL ENERGIAS RENOVÁVEIS S.A.
CIA CELG DE PARTICIPACOES - CELGPAR	DESENVIX ENERGIAS RENOVÁVEIS S.A.
FORPART S.A.	BANDEIRANTE ENERGIA S.A.
GTD PARTICIPACOES S.A.	ELEKTRO - ELETRICIDADE E SERVICOS S.A.
LIGHT S.A.	CENTRAIS ELET BRAS S.A. - ELETROBRAS
UPTICK PARTICIPACOES S.A.	ELETROBRÁS PARTICIPAÇÕES S.A. - ELETROPAR
AES ELPA S.A.	ELETROPAULO METROP. ELET. SAO PAULO S.A.
AES SUL DISTRIB GAUCHA DE ENERGIA S.A.	EMAE - EMPRESA METROP.AGUAS ENERGIA S.A.
AES TIETE S.A.	EDP - ENERGIAS DO BRASIL S.A.
AFLUENTE GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA S.A.	ENERGISA S.A.
AFLUENTE TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELÉTRICA S/A	EMPRESA ENERG MATO GROS.SUL S.A.-ENERSUL
ALUPAR INVESTIMENTO S/A	ENEVA S.A
AMPLA ENERGIA E SERVICOS S.A.	EQUATORIAL ENERGIA S.A.
BAESA - ENERGETICA BARRA GRANDE S.A.	ESPIRITO SANTO CENTR.ELETR. S.A.-ESCELSA
CACHOEIRA PAULISTA TRANSMISSORA ENERGIA S.A.	DUKE ENERGY INT. GER. PARANAPANEMA S.A.

Fonte: Dados da pesquisa.

Quadro 8 – Empresas - Continuação

CIA ENERGETICA DE BRASILIA	INVESTCO S.A.
CIA ESTADUAL DE DISTRIB ENER ELET-CEEE-D	ITAPEBI GERACAO DE ENERGIA S.A.
CIA ESTADUAL GER.TRANS.ENER.ELET-CEEE-GT	LIGHT SERVICOS DE ELETRICIDADE S.A.
CENTRAIS ELET DE SANTA CATARINA S.A.	NEOENERGIA S.A.
CENTRAIS ELET DO PARA S.A. - CELPA	CIA PAULISTA DE FORCA E LUZ
CIA ENERGETICA DE PERNAMBUCO - CELPE	PRODUTORES ENERGET.DE MANSO S.A.- PROMAN
CIA ENERGETICA DO MARANHAO - CEMAR	REDE ENERGIA S.A.
CENTRAIS ELET MATOGROSSENSES S.A.- CEMAT	REDENTOR ENERGIA S.A.
CIA ENERGETICA DE MINAS GERAIS - CEMIG	RENOVA ENERGIA S.A.
CEMIG DISTRIBUICAO S.A.	RIO GRANDE ENERGIA S.A.
CEMIG GERACAO E TRANSMISSAO S.A.	TRANSMISSORA ALIANÇA DE ENERGIA ELÉTRICA S.A.
CESP - CIA ENERGETICA DE SAO PAULO	TERMOPERNAMBUCO S.A.
CIA ELETRICIDADE EST. DA BAHIA - COELBA	TRACTEBEL ENERGIA S.A.
CIA ENERGETICA DO CEARA - COELCE	CTEEP - CIA TRANSMISSÃO ENERGIA ELÉTRICA PAULISTA
CIA PARANAENSE DE ENERGIA - COPEL	

Fonte: Dados da pesquisa.

Assim, foram obtidas 67 empresas, para a amostra de pesquisa, de capital aberto do setor de energia listadas na BM&FBovespa. Sendo, 21 classificadas na atividade de geração de energia elétrica, 5 da atividade de transmissão, 21 da atividade de distribuição e 20 do setor de participações em outras sociedades.

3.4 PROCEDIMENTOS DE PESQUISA

Realizou-se a revisão da literatura onde são apresentadas as pesquisas anteriores sobre o presente tema de pesquisa. Na sequência, identificou-se a população e posteriormente delimitou-se a amostra da pesquisa nas empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa do segmento de energia elétrica do período de 2009 a 2013.

A segunda etapa constitui-se na coleta dos dados por meio do Software Economática® dos itens para calcular-se os indicadores (Ativo, Passivo, Resultado, entre outros), posteriormente efetuou-se o cálculo e organização das variáveis (25 indicadores) no Microsoft Excel. Sendo que não foi realizado tratamento dos dados para o cálculo dos indicadores.

Foram coletadas as demonstrações dos 5 anos das 67 empresas totalizando 335 Demonstrações Contábeis. Também calculou-se os 27 indicadores (25 variáveis dependentes e 2 variáveis independentes) para as 67 empresas e para os 5 anos totalizando 9.045 observações.

Após a tabulação das variáveis, utilizou-se o aplicativo SPSS para efetuar a análise fatorial dos indicadores financeiros. E na última etapa procedeu-se a aplicação da técnica estatística árvore de decisão para a amostra de pesquisa.

3.4.1 Variáveis

A análise fatorial difere das demais técnicas de interdependência, onde uma ou mais variáveis são selecionadas como variáveis dependentes e as demais como independentes. Nesta técnica todas as variáveis são consideradas sem a classificação de dependência ou independência (HAIR *et al.*, 2009).

Para a técnica de árvore de decisão as variáveis dependentes serão o ROE, pois segundo Boldeanu, Gheorghe e Editura (2012) esta variável sintetiza o conceito de avaliação de desempenho de empresas, e o ROA. Com a finalidade de verificar qual dos dois indicadores é o mais adequado para prever o desempenho da amostra de pesquisa deste trabalho.

As variáveis utilizadas no trabalho são os seguintes indicadores:

Indicadores de Liquidez:

- a) Liquidez seca;
- b) Liquidez corrente;
- c) Liquidez imediata.

Indicadores de Rentabilidade

- a) Margem Bruta;
- b) Margem EBITDA;
- c) Margem de lucro sobre as vendas;
- d) Lucro antes dos impostos/Patrimônio Líquido;
- e) Despesas operacionais/Vendas Líquidas;
- f) Retorno sobre os Ativos;
- g) Retorno sobre o Patrimônio Líquido.

Indicadores de Endividamento

- a) Participação de capitais de terceiros no curto prazo;
- b) Composição do endividamento;
- c) Cobertura dos encargos financeiros;
- d) Grau de endividamento;
- e) Endividamento geral;
- f) Participação de capitais de terceiros sobre os recursos totais.

Indicadores de Rotatividade

- a) Giro de contas a receber;
- b) Giro dos Estoques totais;
- c) Giro do capital circulante líquido;
- d) Giro do ativo;
- e) Giro do Patrimônio Líquido;
- f) Giro do Ativo Fixo;
- g) Giro do ativo não circulante;
- h) Giro do ativo circulante.

Indicadores de Crescimento

- a) Crescimento do Ativo;
- b) Crescimento do Lucro Líquido;
- c) Crescimento das Vendas Líquidas.

Para a análise deste estudo, foram utilizados 25 indicadores na técnica de análise fatorial e 26 na técnica de árvore de decisão, os quais encontram-se na revisão da literatura junto com suas fórmulas.

3.4.2 Análise Fatorial

Nesta pesquisa utilizou-se a análise fatorial para sintetizar e validar as relações observadas entre os indicadores financeiros, buscando identificar um número mínimo de fatores que expliquem uma parcela

máxima da variância de todos os indicadores. Por meio da análise fatorial busca-se representar os indicadores financeiros em um número menor de fatores (FÁVERO, 2009).

Os fatores surgem das altas correlações entre as variáveis. Assim, ao gerar estes fatores, a análise fatorial simplifica estruturas complexas, permitindo um melhor entendimento sobre os dados (CORRAR; PAULO; FILHO, 2012).

Os fatores poderão ser utilizados para diversas finalidades, como redução do número de variáveis, sumarização de dados e eliminação de correlações entre as variáveis analisadas (CORRAR; PAULO; FILHO, 2012).

Segundo Hair *et al* (2009) a análise fatorial por fornecer uma visão direta das relações entre as variáveis e a estrutura subjacente dos dados, é um excelente ponto de partida para muitas outras técnicas multivariadas.

Demonstrando um resumo, a análise fatorial fornece ao pesquisador uma clara compreensão sobre quais variáveis podem atuar juntas e quantas variáveis podem realmente ser consideradas como tendo impacto na análise. A visão dada pelo resumo de dados pode ser diretamente incorporada em outras técnicas multivariadas (HAIR *et al*, 2009).

A análise fatorial é uma técnica que busca identificar dimensões a partir de um conjunto de variáveis, chamadas de fatores, com variabilidades comuns (CORRAR; PAULO; FILHO, 2012). Holanda, Cavalcante e Carvalho (2009) complementam que é uma técnica/metodologia que pode ser aplicada para auxílio na tomada de decisão.

Esta técnica surgiu com Charles Spearman, em 1904, para descrever a inteligência mediante um único fator. Todavia, Louis L. Thurstone, em 1931, publicou o artigo *Multiple factor analysis*, divulgando assim a análise fatorial.

Segundo Fávero (2009), a análise fatorial possui basicamente as seguintes etapas:

- a) Análise da matriz de correlações;
- b) Extração dos fatores iniciais e determinação do número de fatores;
- c) Rotação dos fatores;
- d) Interpretação dos fatores.

A análise fatorial pode ser exploratória ou confirmatória. A análise confirmatória é estudada como um caso particular da técnica de equações

estruturais, já que o pesquisador possui um conhecimento prévio acerca do comportamento das variáveis, assim a análise fatorial confirma ou não a hipótese de relacionamento do pesquisador (CORRAR; PAULO; FILHO, 2012).

Por outro lado, na análise exploratória o pesquisador não possui conhecimento sobre o comportamento das variáveis, deste modo não é conhecida a existência de uma estrutura de relacionamento entre as variáveis. Nesta técnica o pesquisador analisa e identifica uma estrutura de relacionamento entre as variáveis por meio da análise fatorial (CORRAR; PAULO; FILHO, 2012).

Uma forma de examinar a matriz de correlações e verificar a adequação da técnica consiste na aplicação do teste de esfericidade de Bartlett, um teste estatístico para a presença de correlações entre as variáveis. Se a matriz de correlações for igual a matriz identidade, isso significa que as inter-relações entre as variáveis são iguais a 0 e, neste caso, deve-se considerar a utilização da análise fatorial (FÁVERO *et al*, 2009).

A estatística de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), que compara as correlações simples com as correlações parciais. Os valores deste teste variam entre 0 e 1. O valor 0 indica que a análise fatorial pode não ser adequada e quanto mais próximo a 1 mais adequada é a utilização desta técnica. Assim, os valores iguais ou inferiores a 0,60 indicam que a análise fatorial pode ser inadequada (FÁVERO *et al*, 2009).

A matriz de correlações anti-imagem possui os valores negativos das correlações parciais e é uma forma de obter indícios para a eliminação de variáveis no modelo (FÁVERO *et al*, 2009).

A diagonal da matriz anti-imagem fornece os valores de medida da adequação da amostra (MSA). Este índice varia de 0 a 1, alcançando 1 quando cada variável é perfeitamente prevista sem erro pelas outras variáveis. No caso, 0,8 ou acima, admirável; entre 0,6 e 0,7 medíocre e abaixo de 0,5 inaceitável (HAIR *et al*, 2009).

Existem dois métodos para a extração de fatores na análise fatorial: a análise de componentes principais que leva em conta a variância total dos dados e a análise de fatores comuns, cujos fatores são estimados com base na variância comum.

Caso o pesquisador possua o objetivo de reduzir os dados para obter um número mínimo de fatores para explicar o máximo de variância das variáveis, a análise de componentes principais é o método de extração mais adequado. Caso o objetivo seja identificar os fatores que reflitam o que as variáveis possuem em comum o método mais adequado é a análise de fatores comuns (HAIR *et al*, 2009).

A variância pode ser decomposta da seguinte maneira: comum, específica e erro. A variância comum, comunalidade, é a compartilhada entre as variáveis; a específica ligada a variável individual; e o erro ligada aos fatores aleatórios.

As comunalidades representam o percentual de explicação que uma variável obteve pela análise fatorial. Quanto mais próximo de um estiverem as comunalidades, maior é o poder de explicação dos fatores (CORRAR; PAULO; FILHO, 2012).

Quanto a análise das variáveis na análise fatorial, as mais comuns são: *R-mode fator analysis* e *Q-mode fator analysis* (CORRAR; PAULO; FILHO, 2012).

A análise *R-mode fator analysis* é utilizada quando o pesquisador busca identificar estruturas subjacentes apontadas pela construção de relacionamentos entre diversas variáveis. Já quando o pesquisador deseja realizar um agrupamento de casos, a análise a ser utilizada é a *Q-mode fator analysis* (CORRAR; PAULO; FILHO, 2012).

A análise fatorial busca transformar um conjunto de variáveis em fatores, para isso a técnica extrai a combinação linear que explica a maior parte da variância dos dados. Na sequência, o modelo extrai uma nova combinação entre as variáveis e assim por diante (FÁVERO, 2009).

Assim, o pesquisador deve decidir quantos fatores irá reter. Para isso existem alguns critérios que podem ser utilizados pelo pesquisador: critério da raiz latente (critério Kaiser); critério a priori; critério de percentagem de variância; e critério do gráfico Scree (FÁVERO, 2009).

No critério da raiz latente (critério Kaiser) apenas os fatores com autovalores (*eigenvalue*) acima de 1,0 serão considerados. O autovalor corresponde a quanto o fator consegue explicar da variância total. Este critério leva em consideração que o componente deve explicar, no mínimo, a variância de uma variável utilizada no modelo (FÁVERO, 2009).

No critério a priori o pesquisador já sabe quantos fatores extrair da análise fatorial. Já no critério da porcentagem de variância, o pesquisador escolhe o número de fatores para alcançar determinado valor de variância (FÁVERO, 2009).

O critério do gráfico *Scree* segue o raciocínio de que grande parcela da variância será explicada pelos primeiros fatores e que entre eles sempre haverá uma diferença significativa (CORRAR; PAULO; FILHO, 2012).

Segundo Corrar; Paulo e Filho (2012), uma análise fatorial será mais ou menos útil em função da capacidade de produzir fatores que

possam ser interpretados. Assim, a aplicação da rotação dos fatores permite obter fatores com maior potencial de interpretação.

Os métodos de rotação podem ser ortogonais ou oblíquos. Os métodos ortogonais produzem fatores que não estão correlacionados entre si, sendo interpretados a partir de suas cargas (*loadings*). Por outro lado, na rotação oblíqua, os fatores estão correlacionados e para interpretação leva-se em conta as correlações e os *loadings* (FÁVERO, 2009).

A rotação não altera o total da variância, o que ocorre é um rearranjo dos autovalores. Os métodos de rotação que merecem destaque são: Varimax, Quartimax e o Equamax (FÁVERO, 2009).

O método varimax busca minimizar o número de variáveis que possuem altas cargas em um fator. O quartimax busca minimizar o número de fatores necessários para explicar uma variável e o equamax busca minimizar tanto o número de variáveis quanto o número de fatores (FÁVERO, 2009).

3.4.3 Árvores de decisão

Após a aplicação da técnica da análise fatorial, buscou-se elaborar um modelo de previsão da avaliação de desempenho, utilizando o método de árvores de decisão para determinar quais indicadores financeiros possuem influência na avaliação de desempenho das empresas que compõem a amostra de pesquisa.

Segundo Kassai *et al.* (2000, p.113), a técnica da árvore de decisão “é utilizada para analisar o processo das decisões por meio de um diagrama, onde é possível visualizar as consequências das decisões atuais e futuras”.

Esta técnica pode facilitar as decisões que envolvem algum tipo de risco, pois esta apresenta de forma organizada a relação entre as variáveis, podendo também ser utilizada para efetuar simulações (KASSAI *et al.*, 2000).

Segundo Yu e Wenjuan (2010), a árvore de decisão é uma árvore com uma estrutura similar à de um fluxograma, sendo que cada nó representa um atributo no teste que é dividido em áreas.

As árvores de decisão são geralmente usadas para processos de identificação de padrões em grupos de dados, pois são fáceis de compreender e interpretar, exigem pouca preparação de dados, manipulam tanto dados numéricos quanto categóricos e funcionam com um grande conjunto de dados em um curto período de tempo. Embora existam muitos algoritmos de árvore de decisão, nesta pesquisa foram explorados dois: C&RT e CHAID (DELEN; KUZHEY; UYAR, 2013).

O algoritmo de CHAID – *Chi-squared Automatic Interaction Detector* é uma técnica estatística que foi desenvolvida por Kass em 1980. Este algoritmo é utilizado para a segmentação ou crescimento da árvore. Ele pode ser aproveitado para qualquer tipo de variável, pois aceita ambos os pesos e frequências (DELEN; KUZHEY; UYAR, 2013).

Este algoritmo possui base nos testes Qui-Quadrado de Pearson em uma tabela de contingência entre as categorias da variável dependente e as categorias das variáveis independentes. Este método é extremamente eficiente para a segmentação ou crescimento de uma árvore (RODRIGUES, 2005).

Este algoritmo realiza um conjunto de testes, agregando as classes da variável explicativa até restarem apenas duas, de modo a descobrir o melhor número de classes. Estes testes são realizados até que seja encontrada a menor probabilidade de significância ajustada pelo método Bonferroni (RODRIGUES, 2005).

O teste utilizado neste algoritmo depende da característica da variável dependente, se a variável é contínua é aplicado o teste Fischer, se a variável é nominal, o teste Qui-Quadrado de Pearson e se for ordinal é utilizado o teste likelihood-ratio (RODRIGUES, 2005).

Segundo Rodrigues (2005), uma das vantagens deste algoritmo é a maneira de parar o crescimento da árvore antes do problema de overfitting ocorrer e uma das desvantagens é o fato de requerer um grande número de dados para assegurar uma quantidade de observações nos nós significativa.

O algoritmo CRT – Classification and Regression Trees foi criado em 1984 por Breiman, Friedman, Olshen e Stone. Este é um algoritmo binário capaz de prever variáveis contínuas ou categóricas. Ele funciona de forma recursiva, divide os dados em dois subconjuntos para tornar os dados mais homogêneos, posteriormente ele divide estes subconjuntos novamente até que a homogeneidade ou outros critérios sejam alcançados. O objetivo final é alcançar a variável que maximize a homogeneidade da amostra (DELEN; KUZHEY; UYAR, 2013).

Segundo Yu e Wenjuan (2010) existem três passos básicos de um modelo de classificação de árvore de decisão:

- a) Dividir os dados em amostra de treinamento e amostra de testes de acordo com uma proporção;
- b) Gerar um modelo de árvore de decisão de acordo com a amostra de treinamento;
- c) Utilizar a árvore de decisão para classificar a amostra de testes para obter conclusões úteis.

Segundo Yu e Wenjuan (2010) existem dois pontos chaves para gerar o modelo de árvore de decisão. Um deles são os atributos para a divisão. Geralmente espera-se que a árvore cresça o máximo possível, entretanto, embora isso possa aumentar a precisão na amostra de treinamento, vai reduzir a precisão na amostra de testes, isto é chamado de fenômeno de *over-fitting*. O outro ponto chave para lidar com o problema do fenômeno de *over-fitting* por meio das podas.

3.4.4 Limitações

O estudo apresenta como limitação a sua amostra de pesquisa. Esta não possui a capacidade para determinar todo o comportamento do setor pois foram utilizadas as empresas brasileiras de capital aberto listadas na BM&FBovespa do setor de energia elétrica.

Outra limitação desta pesquisa refere-se a coleta dos dados que se limitam as informações coletadas do software econômica e as informações apresentadas na BM&FBovespa em relação às atividades que as empresas realizam (distribuição, transmissão, geração, comercialização e participações), as quais eventualmente podem conter erros.

4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

As conclusões e análises apresentadas neste estudo limitam-se à amostra de pesquisa, período analisado e variáveis utilizadas.

4.1 APRESENTAÇÃO DOS DADOS

Os indicadores financeiros foram calculados a partir dos dados extraídos do Software Economática ® no Microsof Excel para as 67 empresas de capital aberto listadas na BMF&Bovespa do segmento de energia elétrica.

Mediante os dados disponibilizados no cadastro das empresas no site da BMF&Bovespa, foi possível classificar as empresas de acordo com a atividade realizada (geração, distribuição, transmissão e participações).

Quadro 9 – Atividade geração

Empresa	Atividade
AES TIETE S.A.	Geração
AFLUENTE GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA S.A.	Geração
BAESA - ENERGETICA BARRA GRANDE S.A.	Geração
CACHOEIRA PAULISTA TRANSMISSORA ENERGIA S.A.	Geração
CIA ESTADUAL GER.TRANS.ENER.ELET-CEEE-GT	Geração/Transmissão
CEMIG GERACAO E TRANSMISSAO S.A.	Geração/Transmissão/Comercialização
CESP - CIA ENERGETICA DE SAO PAULO	Geração/Comercialização
CIA PARANAENSE DE ENERGIA - COPEL	Geração/Transmissão/Comercialização/Distribuição
CPFL GERACAO DE ENERGIA S.A.	Geração
CPFL ENERGIAS RENOVÁVEIS S.A.	Geração
DESENVIX ENERGIAS RENOVÁVEIS S.A.	Geração/Transmissão

Fonte: Dados da pesquisa.

Quadro 9 – Atividade geração – Continuação

EMAE - EMPRESA METROP.AGUAS ENERGIA S.A.	Geração
EDP - ENERGIAS DO BRASIL S.A.	Geração/Distribuição/Comercialização
ENEVA S.A	Geração
DUKE ENERGY INT. GER. PARANAPANEMA S.A.	Geração/Comercialização
INVESTCO S.A.	Geração
ITAPEBI GERACAO DE ENERGIA S.A.	Geração
PRODUTORES ENERGET.DE MANZO S.A.- PROMAN	Geração
RENOVA ENERGIA S.A.	Geração
TERMOPERNAMBUCO S.A.	Geração
TRACTEBEL ENERGIA S.A.	Geração/Comercialização

Fonte: Dados da pesquisa.

Apesar das empresas possuírem mais de uma atividade operacional para fins de pesquisa foi necessária a classificação em uma das três atividades principais do setor de energia.

Quadro 10 – Atividade transmissão

Empresa	Atividade
AFLUENTE TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELÉTRICA S/A	Transmissão
CENTRAIS ELET DE SANTA CATARINA S.A.	Geração/Transmissão/Distribuição
CENTRAIS ELET BRAS S.A. - ELETROBRAS	Participações/Transmissão/Distribuição/Geração
TRANSMISSORA ALIANÇA DE ENERGIA ELÉTRICA S.A.	Transmissão
CTEEP - CIA TRANSMISSÃO ENERGIA ELÉTRICA PAULISTA	Transmissão

Fonte: Dados da pesquisa.

Quadro 11 – Atividade distribuição

Empresa	Atividade
AES SUL DISTRIB GAUCHA DE ENERGIA S.A.	Distribuição
AMPLA ENERGIA E SERVICOS S.A.	Distribuição
CIA ENERGETICA DE BRASILIA	Participações/Geração/Distribuição
CIA ESTADUAL DE DISTRIB ENER ELET-CEEE-D	Distribuição
CENTRAIS ELET DO PARA S.A. - CELPA	Distribuição
CIA ENERGETICA DE PERNAMBUCO - CELPE	Distribuição/Comercialização/Geração
CIA ENERGETICA DO MARANHAO - CEMAR	Distribuição
CENTRAIS ELET MATOGROSSENSES S.A.- CEMAT	Distribuição
CEMIG DISTRIBUICAO S.A.	Distribuição/Comercialização
CIA ELETRICIDADE EST. DA BAHIA - COELBA	Distribuição
CIA ENERGETICA DO CEARA - COELCE	Distribuição
CIA ENERGETICA DO RIO GDE NORTE - COSERN	Distribuição
CIA PIRATININGA DE FORCA E LUZ	Distribuição
BANDEIRANTE ENERGIA S.A.	Distribuição
ELEKTRO - ELETRICIDADE E SERVICOS S.A.	Distribuição
ELETROPAULO METROP. ELET. SAO PAULO S.A.	Distribuição
EMPRESA ENERG MATO GROS.SUL S.A.-ENERSUL	Distribuição
ESPIRITO SANTO CENTR.ELETR. S.A.- ESCELSA	Distribuição
LIGHT SERVICOS DE ELETRICIDADE S.A.	Distribuição
CIA PAULISTA DE FORCA E LUZ	Distribuição
RIO GRANDE ENERGIA S.A.	Distribuição

Fonte: Dados da pesquisa.

Quadro 12 – Atividade participações

Empresa	Atividade
521 PARTICIPACOES S.A.	Participações
524 PARTICIPACOES S.A.	Participações
ANDRADE GUTIERREZ CONCESSOES S.A.	Participações
BONAIRE PARTICIPACOES S.A.	Participações
CIA BRASILIANA DE ENERGIA	Participações
CIA CELG DE PARTICIPACOES - CELGP	Participações
FORPART S.A.	Participações
GTD PARTICIPACOES S.A.	Participações
LIGHT S.A.	Participações
UPTICK PARTICIPACOES S.A.	Participações
AES ELPA S.A.	Participações
ALUPAR INVESTIMENTO S/A	Participações/Geração/Distribuição/ Comercialização
CIA ENERGETICA DE MINAS GERAIS - CEMIG	Participações
CPFL ENERGIA S.A.	Participações
ELETROBRÁS PARTICIPAÇÕES S.A. - ELETROPAR	Participações
ENERGISA S.A.	Participações
EQUATORIAL ENERGIA S.A.	Participações
NEOENERGIA S.A.	Participações
REDE ENERGIA S.A.	Participações
REDENTOR ENERGIA S.A.	Participações

Fonte: Dados da pesquisa.

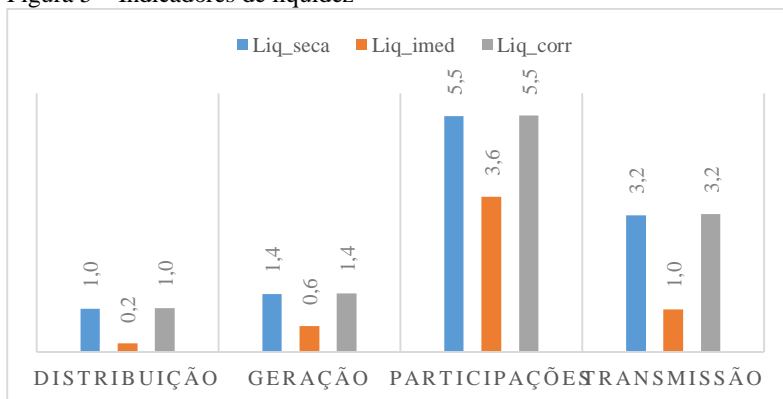
Após a classificação obteve-se 21 classificadas na atividade de geração de energia elétrica, 5 da atividade de transmissão, 21 da atividade de distribuição e 20 do setor de participações em outras sociedades. Dentre estas, 15 empresas possuem mais de uma atividade, mas para este trabalho as empresas foram classificadas de acordo com a sua atividade principal.

4.1.1 Evolução dos indicadores por segmento

Segundo Martins, Diniz e Miranda (2012), os indicadores de liquidez apresentam a situação financeira de uma empresa em relação às suas obrigações.

Neste trabalho foram utilizados os seguintes indicadores de liquidez: Liquidez seca, Liquidez corrente e Liquidez imediata.

Figura 5 – Indicadores de liquidez



Fonte: Dados da pesquisa.

De acordo com a média dos cinco anos dos indicadores das 67 empresas ilustrada na Figura 5, pode-se observar que empresas que possuem a atividade de participações em outras empresas possuem maior índice de liquidez do que as empresas com outras atividades.

Os indicadores de liquidez relacionam os ativos circulantes, caixas e equivalentes de caixa e o disponível com os valores do passivo circulante.

As empresas com participações em outras empresas possuem altos valores em caixa e equivalentes de caixa em relação ao seu passivo circulante, ao contrário das empresas de distribuição.

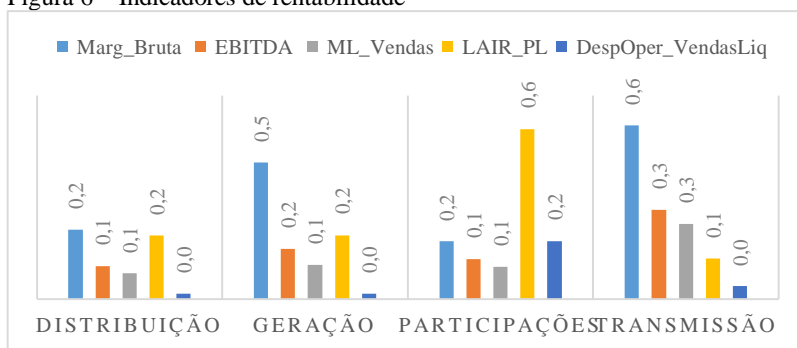
Esse fato pode ser explicado devido à atividade principal das empresas com participações em outras empresas ser de atuar como *holdings* ao contrário das empresas de distribuição, onde sua atividade principal é a de distribuir a energia até os consumidores.

Segundo Marion (2002), os indicadores de rentabilidade apresentam o potencial de vendas da empresa, a habilidade de gerar resultados, entre outros aspectos.

Os indicadores de rentabilidade utilizados neste trabalho foram: Margem Bruta; Margem EBITDA; Margem de lucro sobre as vendas; Lucro antes dos impostos/Patrimônio Líquido; e Despesas Operacionais/Vendas Líquidas.

Na figura 6 está apresentada a média dos indicadores do período de cinco anos e das 67 empresas de energia elétrica listadas na BMF&Bovespa.

Figura 6 – Indicadores de rentabilidade



Fonte: Dados da pesquisa.

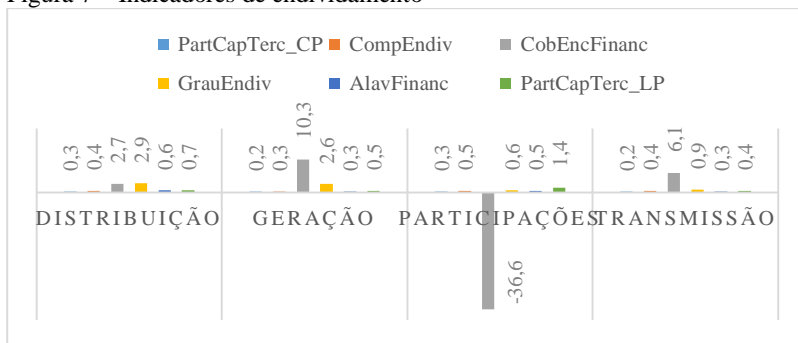
Nota-se que as empresas de geração e transmissão possuem aproximadamente o mesmo valor para o índice de margem bruta, bem como as empresas de distribuição e participações.

O índice de margem bruta apresenta a relação entre resultado bruto e receita líquida. No caso, os valores são influenciados pelos montantes negociados pelas empresas, portanto estes índices podem variar de acordo com a atividade realizada pela empresa.

Segundo Marion (2002), os indicadores de endividamento apresentam o nível de endividamento das empresas, bem como a utilização de capital de terceiros.

A figura 7 apresenta a média dos indicadores de endividamento da amostra de pesquisa. A partir desta pode-se notar que estes índices não possuem valores significativos.

Figura 7 – Indicadores de endividamento



Fonte: Dados da pesquisa.

Os indicadores de endividamento utilizados neste trabalho foram: Participação de capitais de terceiros no curto prazo; Composição do endividamento, Cobertura dos encargos financeiros, Grau de endividamento, Endividamento geral e Participação de capitais de terceiros sobre os recursos totais.

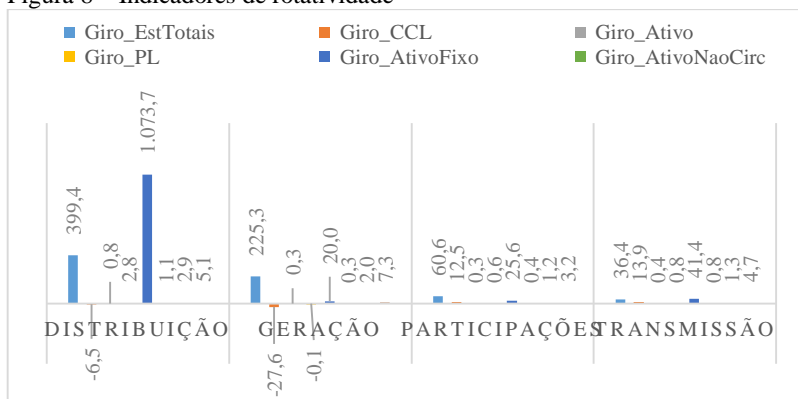
Estes indicadores relacionam os valores do passivo circulante com o não circulante, o total dos passivos pelo patrimônio líquido e receitas com despesas financeiras.

O indicador de cobertura dos encargos financeiros descolou dos valores dos outros índices nas empresas de participações, pois algumas destas empresas não possuem resultado operacional, somente os resultados das empresas investidas avaliadas pelo método de equivalência patrimonial.

Segundo Silva (2010), os indicadores de rotatividade ou retorno representam o balanço patrimonial e a demonstração de resultado. Os indicadores dispostos neste trabalho são Giro de contas a receber, Giro dos Estoques totais, Giro do capital circulante líquido, Giro do ativo, Giro do Patrimônio Líquido, Giro do Ativo Fixo, Giro do ativo não circulante e Giro do ativo circulante.

Na Figura 8 nota-se que estes indicadores nas empresas de energia elétrica de capital aberto listadas na BMF&Bovespa possuem aproximadamente os mesmos valores, exceto o indicador de giro do ativo fixo das empresas de distribuição.

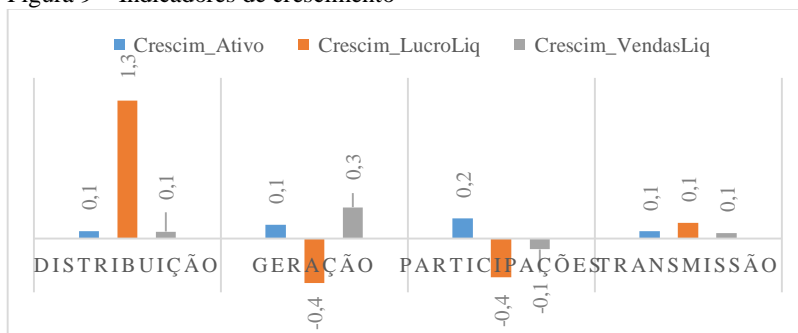
Figura 8 – Indicadores de rotatividade



Fonte: Dados da pesquisa.

O indicador de giro do ativo fixo possui a relação entre a receita do período e a média do saldo do ativo imobilizado do período com o ano anterior. Assim, em uma das empresas de distribuição o valor de receitas foi muito superior à média do ativo fixo, causando disparidade.

Figura 9 – Indicadores de crescimento



Fonte: Dados da pesquisa.

Os indicadores de crescimento apresentam uma comparação do crescimento do ativo, lucro líquido ou vendas líquidas de um período para o outro. Na Figura 9 nota-se que a média do crescimento nos períodos analisados não foi significativa, comparando os setores.

4.2 A APLICAÇÃO DA ANÁLISE FATORIAL PARA A SELEÇÃO DOS INDICADORES

4.2.1 Descrição

Esta pesquisa busca analisar quais indicadores financeiros são mais relevantes na avaliação de desempenho da amostra de pesquisa. Ou seja, identificar um número mínimo de fatores que expliquem uma parcela máxima da variância de todos os indicadores, o método de extração de fatores utilizado é a análise de componentes principais.

A análise a ser realizada por meio dos resultados gerados pela análise fatorial será a *R-mode factor analysis*, visto que a AF criará agrupamentos de variáveis com base na estrutura de relacionamento.

O número de fatores será escolhido de acordo com o critério Kaiser. Assim, os fatores deverão explicar a variância de no mínimo 1,0, neste caso os fatores devem esclarecer no mínimo a capacidade de demonstração das próprias variáveis da pesquisa.

Para a interpretação dos fatores gerados na AF, foi utilizado o método de rotação ortogonal – Varimax, visto que o objetivo é interpretar os relacionamentos subjacentes entre os fatores.

4.2.2 A primeira extração dos fatores

Primeiramente buscou-se estabelecer os fatores utilizando todos os indicadores simultaneamente. Entretanto, a AF possui o objetivo de criar fatores que expliquem melhor todos os indicadores, sendo assim, o fato de existirem indicadores que possuem pouco (ou não possuem) relacionamento com os demais indicadores apresentou resultados gerados pela AF insatisfatórios.

Verificando os resultados apresentados na matriz de correlação, contida no apêndice A, identificou-se baixos índices de correlação entre os indicadores, ou seja, vários indicadores com correlação abaixo de 0,40.

Outro ponto verificado na matriz de correlação foram os valores da tabela de significância. Para uma boa AF, os valores devem estar próximos a zero, o que não foi identificado.

Posteriormente, analisou-se a matriz anti-imagem, contida no apêndice B. A diagonal da parte inferior desta indica o MSA de cada uma das variáveis analisadas. Os valores são marcados com a letra a sobrescrita.

Segundo Hair *et al* (2009) os valores inferiores a 0,50 são considerados inaceitáveis e, portanto, no nosso estudo indicam que essas variáveis podem ser retiradas da análise.

Além disso, verificou-se o teste de KMO (Kaiser-Meyer-Olkin – Measure of Sampling Adequacy – MSA), contido no apêndice C, o qual indica o grau de explicação dos dados a partir dos fatores criados pela AF. Este teste varia entre 0 e 1, assim, caso a AF apresente um grau de explicação menor do que 0,50, significa que os fatores não conseguem descrever satisfatoriamente as variações dos dados originais.

Os resultados encontrados neste trabalho indicam um baixo poder de explicação entre os fatores e as variáveis (0,554). Já o teste de Barlett, que indica existência de relação suficiente entre os indicadores para a aplicação da AF, apontou neste caso um teste de esfericidade de 0,000 de Sig., indicando a possibilidade da aplicação da AF nos indicadores.

Corroborando com os resultados encontrados nas demais análises, a maioria dos indicadores não conseguiu um poder de explicação alto, considerando todos os fatores obtidos (comunalidades).

Além disso, pode-se realizar mais uma análise antes de realizar-se um outro modelo; o grau de explicação atingido pelos 9 fatores gerados pela AF. Com relação a este índice nota-se que o modelo consegue explicar somente 69% da variância dos indicadores originais. Contudo, mesmo após a rotação Varimax, a variância total explicada não variou, o que comprova a necessidade da realização de outros testes.

4.2.3 A segunda extração dos fatores

Com o propósito de melhorar o nível de significância do modelo, foram retirados da análise as variáveis (indicadores) que individualmente apresentavam um baixo nível de relacionamento com as demais, objetivando-se melhorar o nível da adequação da ferramenta.

Após retirados os doze indicadores (PartCapTerc_CP, GrauEndiv, AlavFinanc, PartCapTerc_LP, Marg_Bruta, EBITDA, ML_Vendas, LAIR_PL, Giro_EstTotais, Giro_CCL, Crescim_Ativo, Crescim_LucroLiq), conforme o critério estipulado por Hair *et al* (2009), de que os valores de MSA inferiores a 0,50 são considerados inaceitáveis, realizou-se uma seguinte tentativa para buscar uma AF com resultados satisfatórios.

O novo teste gerado melhorou em relação ao valor encontrado anteriormente (0,554). Com o resultado de 0,647 pode-se inferir que a AF está com resultados razoáveis, indicando ser adequado utilizar a AF nesta

amostra de pesquisa com estas variáveis. Já os resultados do teste de Bartlett continuam validando a utilização da AF (Sig. < 0,5).

Apesar da melhora no teste KMO, os resultados não apresentaram melhora em relação ao modelo anterior. A maioria dos indicadores não conseguiu um poder de explicação alto, considerando todos os fatores obtidos (comunalidades).

Além da tabela de comunalidades, contida no apêndice E, também verificou-se os números da tabela de explicação das variáveis, a qual aumentou em relação ao modelo anterior. Nesta tentativa a AF gerou cinco fatores, redução de quatro fatores em relação ao primeiro modelo, os quais explicam 71% da variância dos indicadores.

Analizando a tabela anti-imagem, contida no apêndice F, verificou-se que o indicador Crescim_VendasLiq possui valor de MSA abaixo de 0,50. Neste caso, de acordo com o critério de Hair *et al* (2009), a tabela anti-imagem deve possuir todos os valores acima de 0,50 para proceder com a análise fatorial, assim este indicador deve ser retirado da lista de variáveis.

4.2.4 A terceira extração dos fatores

Após a retirada de mais um indicador, segundo o critério de Hair *et al* (2009), de que os valores de MSA devem ser maiores do que 0,50, o resultado do teste KMO, contido no apêndice G, aumentou em relação ao anterior 0,655 (0,647 anteriormente). Assim, indicando novamente ser adequada a utilização da AF nesta amostra de pesquisa e demonstrando ser um valor razoável para o teste de KMO.

O teste de esfericidade de Bartlett verifica a presença de correlações entre as variáveis. Ele fornece a significância estatística e que a matriz de correlação tem correlações significantes entre pelo menos uma das variáveis (HAIR *et al*, 2009). O resultado encontrado de Sig. < 0,5, validam a utilização da AF.

Verificou-se, então, os valores de MSA na tabela anti-imagem, contida no apêndice H. Neste modelo todas as variáveis estão com os valores de MSA acima de 0,50, sendo que valores acima de 0,50 indicam a adequação da aplicação da análise fatorial (HAIR *et al*, 2009).

O poder de explicação dos quatro fatores gerados na AF reduziu de 71% para 67%, redução de quatro pontos percentuais em relação ao modelo anterior, o que sugere uma nova aplicação da AF, procurando aumentar o poder de explicação dos fatores da amostra.

Quanto a explicação dos indicadores, identificou-se indicadores (CobEncFinanc, Giro_PL, Giro_AtivoFixo) com pequenos valores de variância explicada pela solução fatorial para cada variável.

Pode-se afirmar que o indicador Giro_PL (0,270) tem menos em comum com os outros indicadores incluídos na análise do que o indicador Liq_corr (0,972).

Segundo Hair *et al* (2009), o pesquisador deve ver as comunalidades para avaliar se as variáveis atendem a níveis aceitáveis de explicação. Neste caso o pesquisador poderia identificar todas as variáveis com valores inferiores a 0,50 como não tendo explicação suficiente.

Assim, decidiu-se excluir os indicadores que possuem explicações menores que 0,50 da relação de variáveis, entendendo que estes não possuem explicações suficientes.

4.2.5 A quarta extração dos fatores

Após a retirada dos indicadores, o resultado do teste KMO, contido no apêndice J, reduziu em relação ao anterior 0,647 (0,655 anteriormente), mas este valor continua na faixa razoável para o teste de KMO. Já o teste de esfericidade continua validando a utilização da AF, possuindo valor Sig. < 0,5.

Verificou-se posteriormente os valores de MSA na tabela anti-imagem, contida no apêndice K. Neste modelo todas as variáveis continuam com os valores de MSA acima de 0,50, indicando a adequação da aplicação da análise fatorial.

Mediante os dados da Figura Total da Variância explicada, contida no apêndice L, pode-se verificar que o poder de explicação dos três fatores gerados na AF aumentou, de 67% para 76%, aumento de nove pontos percentuais em relação ao modelo anterior.

Quanto a explicação dos indicadores, verificou-se que o indicador DespOper_VendasLiq reduziu seu valor na tabela de comunalidades, contida no apêndice J, em relação ao modelo anterior de 0,802 para 0,224.

Assim, utilizando o critério de Hair *et al* (2009) de que o pesquisador pode identificar todas as variáveis com valores menores do que 0,50 na tabela de comunalidades e tomar que estas não possuem explicação suficiente, decidiu-se excluir o indicador que possui explicação menor do que 0,50 da relação de variáveis com o objetivo de obter melhores resultados.

4.2.6 A quinta extração dos fatores

Após a retirada do indicador, os resultados do teste KMO e do teste de esfericidade permaneceram os mesmos, como nota-se na Figura 10.

Figura 10 – KMO and Bartlett's Test

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling		,647
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	5889,010
	df	28
	Sig.	,000

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Verificou-se os valores de MSA na tabela anti-imagem, assim como no modelo anterior todas as variáveis continuam com os valores de MSA acima de 0,50.

Figura 11 – Matriz anti-imagem: 8 indicadores.

Anti-image Matrices									
		Liq_corr	Liq_imed	Liq_seca	CompEndiv	Giro_Con tasRec	Giro_Ativo Circ	Giro_Ativo NaoCirc	Giro_Ativo
Anti-image Covariance	Liq_corr	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	Liq_imed	,000	,113	,000	-,076	-,037	-,007	,025	-,017
	Liq_seca	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	CompEndiv	,000	-,076	,000	,813	,139	,004	-,071	,040
	Giro_Con tasRec	,000	-,037	,000	,139	,629	-,208	-,087	,077
	Giro_AtivoCirc	,000	-,007	,000	,004	-,208	,319	,076	-,100
	Giro_AtivoNaoCirc	,000	,025	,000	-,071	-,087	,076	,112	-,087
Anti-image Correlation	Giro_Ativo	,000	-,017	,000	,040	,077	-,100	-,087	,082
	Liq_corr	,679 ^a	,028	-1,000	,068	-,086	-,069	-,157	,147
	Liq_imed	,028	,925 ^a	-,034	-,250	-,137	-,036	,223	-,175
	Liq_seca	-1,000	-,034	,679 ^a	-,067	,088	,069	,155	-,146
	CompEndiv	,068	-,250	-,067	,583 ^a	,194	,008	-,236	,153
	Giro_Con tasRec	-,086	-,137	,088	,194	,550 ^a	-,464	-,327	,341
	Giro_AtivoCirc	-,069	-,036	,069	-,008	-,464	,642 ^a	,404	-,622
	Giro_AtivoNaoCirc	-,157	,223	,155	-,236	-,327	,404	,516 ^a	-,910
	Giro_Ativo	,147	-,175	-,146	,153	,341	-,622	-,910	,535 ^a

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

O poder de explicação dos três fatores gerados na AF aumentou de 76% para 85%, aumento de nove pontos percentuais em relação ao modelo anterior.

Figura 12 – Total da variância explicada: 8 indicadores.

Total Variance Explained									
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of			Rotation Sums of Squared		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	3,768	47,099	47,099	3,768	47,099	47,099	2,906	36,325	36,325
2	1,958	24,476	71,575	1,958	24,476	71,575	2,567	32,089	68,414
3	1,057	13,215	84,790	1,057	13,215	84,790	1,310	16,376	84,790
4	,705	8,808	93,598						
5	,383	4,792	98,390						
6	,084	1,050	99,440						
7	,045	,560	100,000						
8	,000	,000	100,000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output SPSS*

Quanto a explicação dos indicadores, identificou-se que a maioria dos indicadores apresentou resultados acima de 0,70.

Figura 13 – Comunalidades: 8 indicadores.

Communalities		
	Initial	Extraction
Liq_corr	1,000	,983
Liq_imed	1,000	,943
Liq_seca	1,000	,983
CompEndiv	1,000	,691
Giro_ContasRec	1,000	,642
Giro_AtivoCirc	1,000	,748
Giro_AtivoNaoCirc	1,000	,871
Giro_Ativo	1,000	,921

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output SPSS*

Dessa forma, os resultados indicam as variáveis (indicadores) com um grau de explicação e de relacionamento capaz de ser utilizado na avaliação das empresas de energia elétrica brasileiras de capital aberto listadas na BM&FBovespa.

Assim, a partir da tabela Component Matrix (Figura 14), verifica-se quais indicadores fazem parte de cada um dos fatores, bem como qual dos fatores melhor explica cada um dos indicadores considerados.

Figura 14 – Component Matrix: 8 indicadores.

Component Matrix^a			
	Component		
	1	2	3
Liq_seca	,864	,454	
Liq_corr	,864	,454	
Liq_imed	,820	,492	
Giro_AtivoCirc	-,695	,466	
Giro_Ativo	-,672	,670	
Giro_AtivoNaoCirc	-,582	,704	
CompEndiv		,324	-,710
Giro_ContasRec	-,499		,596

Extraction Method: Principal Component Analysis.
a. 3 components extracted.

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Nota-se que essa matriz causa dúvidas em relação à composição de cada fator, já que existem valores de explicação muito próximos em alguns casos (Giro_AtivoCirc, Giro_Ativo, Giro_AtivoNaoCirc). Então, cabe a verificação da composição dos fatores após a aplicação da rotação pelo critério Varimax.

Figura 15 – Component Matrix Rotacionada: 8 indicadores.

Rotated Component Matrix^a			
	Component		
	1	2	3
Liq_corr	,970		
Liq_seca	,969		
Liq_imed	,957		
Giro_Ativo		,947	
Giro_AtivoNaoCirc		,926	
Giro_AtivoCirc		,759	-,371
CompEndiv			,792
Giro_ContasRec		,388	-,696

Extraction Method: Principal Component Analysis.
a. Rotation converged in 4 iterations.

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Após a matriz de rotação, é possível uma composição mais precisa dos indicadores em cada um dos fatores. Assim, a composição dos fatores ficou da seguinte maneira:

- a) Fator 1 – Liquidez corrente, Liquidez seca e Liquidez imediata;
- b) Fator 2 – Giro do Ativo, Giro do Ativo Não Circulante e Giro do Ativo Circulante;
- c) Fator 3 – Composição do Endividamento e Giro de Contas a Receber.

Após a composição dos fatores, verificou-se a possível interpretação dos mesmos. No modelo deste trabalho interpretou-se os fatores como “Liquidez”, “Rotatividade dos Ativos” e “Eficiência”.

4.2.7 Considerações a respeito dos indicadores excluídos

Com relação aos indicadores excluídos da análise, esses passaram por testes para verificar se era possível a criação de outros agrupamentos que resultassem em outros fatores, que poderiam compor o modelo de avaliação da amostra de pesquisa.

No entanto, os resultados não foram satisfatórios, os valores do teste KMO não ultrapassaram 0,515, indicando assim que a análise fatorial não é indicada.

Em razão disso, os demais indicadores não farão parte do modelo em análise.

4.2.8 Caracterização dos fatores

O objetivo desta pesquisa é analisar, por meio da análise fatorial e árvore de decisão, os indicadores financeiros mais relevantes para a avaliação de desempenho da amostra de pesquisa. Ou seja, identificar um número mínimo de fatores que expliquem uma parcela máxima da variância de todos os indicadores. O método de extração de fatores utilizado é a análise de componentes principais.

Os fatores gerados pela análise fatorial neste trabalho podem ser adotados pelos administradores das empresas de energia elétrica brasileiras na avaliação de desempenho destas empresas. A seguir apresentam-se comentários a respeito destes, além de uma elucidação sobre como podem ser interpretados.

• Fator 1: Liquidez

O fator liquidez é responsável por 36% da variância explicada, sendo composto pelos indicadores de Liquidez corrente, Liquidez seca e Liquidez imediata.

Os indicadores de liquidez demonstram a capacidade de pagamento da empresa para cumprir as suas obrigações de curto prazo.

No caso, estes indicadores podem demonstrar aos gestores obrigações que deverão ser pagas no curto prazo e que necessitam de aportes no caixa ou apresentar uma situação de tranquilidade no cumprimento de suas obrigações.

Concomitantemente com o presente estudo, sete estudos similares também encontraram aproximadamente o mesmo número de fatores, bem como fatores de liquidez no primeiro fator.

No estudo de Carvalho, Santos e Rêgo (2010) foram encontrados igualmente três fatores no final da aplicação da análise fatorial aplicada com indicadores das Lojas Americanas S.A., no período de 2001 a 2007.

O Fator um foi caracterizado como Endividamento e Liquidez e é composto pelos indicadores: Participação de Capitais de Terceiros; Participação de Capitais de Terceiros sobre os Recursos Totais; Solvência Geral; Endividamento Total; Liquidez Geral; Liquidez Imediata, Liquidez Seca; Imobilização do Patrimônio Líquido; Liquidez Corrente e Margem Bruta.

Já no estudo de Bomfim *et al*(2011) aplicou-se a análise fatorial nos indicadores das distribuidoras de energia elétrica do ano de 2009 e também foram encontrados três fatores.

O fator um no estudo de Bomfim *et al*(2011) foi denominado como Liquidez de Curto Prazo e possui os seguintes indicadores: liquidez imediata, liquidez corrente, índice de tesouraria, capital circulante líquido e cobertura de dívidas.

O estudo de Maia, Cardoso e Rebouças (2012) encontrou cinco fatores, aplicando a análise fatorial em 179 empresas listadas na BM&FBovespa em 2010.

O fator um, denominado Liquidez, é formado pelas variáveis: Índice de Liquidez Imediata (ILI) e Índice de Liquidez Corrente (ILC).

Cavalcanti (2013) aplicou a análise fatorial nos indicadores das empresas distribuidoras de energia elétrica e as ganhadoras do Prêmio ABRADDEE. O autor identificou três fatores, sendo que o fator um, denominado Liquidez, é composto pelos seguintes indicadores: Liquidez Corrente e Liquidez Imediata.

Em seu estudo, Soares (2006) efetuou a análise fatorial nos indicadores financeiros para as operadoras de planos de assistência à saúde no ano de 2004 e encontrou dois fatores. O primeiro foi nomeado de estrutura de capitais e liquidez, composto pelos indicadores participação de capital de terceiros, imobilização do patrimônio líquido, liquidez corrente e liquidez geral.

Carvalho e Bialoskorski Neto (2008) analisaram 150 demonstrativos financeiros de cooperativas agropecuárias paulistas de 2001 a 2006. A partir do resultado obtido, verificou-se a existência de quatro fatores por meio da análise fatorial. O primeiro fator foi denominado solvência, composto pelos seguintes índices: Liquidez Geral, Liquidez Seca e Liquidez Corrente.

Delen, Kuzey e Uyar (2013) realizaram análise fatorial nas empresas da Turquia, listadas na bolsa de Istambul. O estudo resultou em 11 fatores, dos quais o primeiro foi denominado Liquidez, com os seguintes indicadores: liquidez seca, liquidez corrente e liquidez imediata.

Ao contrário dos estudos citados anteriormente, quatro estudos similares encontraram outros indicadores compondo os seus primeiros fatores.

Bomfim, Macedo e Marques (2013) aplicaram análise fatorial em indicadores financeiros e operacionais para as empresas petrolíferas no ano de 2009, o estudo resultou em 3 fatores. O primeiro fator, denominado rentabilidade, possui os seguintes indicadores: margem líquida, margem operacional, rentabilidade do ativo e rentabilidade do patrimônio líquido.

No estudo de Holanda, Cavalcante e Carvalho (2009) foram analisadas as percepções dos gestores das empresas de construção civil, 161 empresas, da cidade de João Pessoa- PB, em relação à importância dos indicadores de desempenho financeiro e não financeiro.

O estudo elaborou três fatores, o fator um denominado Indicadores Relacionados à Produtividade da Construção Civil, composto pelos seguintes indicadores: Percentual do faturamento aplicado na aquisição de equipamentos/tecnologia; Composição de Endividamento; EBTIDA; Retrabalho; Percentual de acidentes de trabalho; Índice de Treinamento; Produtividade global da obra; Faturamento ou lucro por empregado; Índice de modificação de projeto; e Avaliação de fornecedores.

Bezerra e Corrar (2006) realizaram a Análise Fatorial em empresas seguradoras do ano de 2001, 132 empresas. Tal estudo resultou em três fatores, sendo que o primeiro fator foi denominado como controle das despesas operacionais, composto pelos seguintes indicadores: Índice Combinado; Índice de Despesas Administrativas; e Índice de Lucratividade sobre Prêmio Ganho.

Alencar Filho e Abreu (2005) realizou análise fatorial nas Companhias Estaduais de Saneamento Básico (Cesbs) no ano de 2003 e foi possível identificar oito fatores específicos que melhor explicaram o desempenho operacional das Cesbs. O Fator um - capacidade econômica - é composto pelos seguintes indicadores: retorno sobre o patrimônio líquido; margem operacional sem depreciação; índice de produtividade

por mil ligações; margem de despesa pessoal total; margem líquida sem depreciação; margem de despesa de exploração; despesa de exploração por m3; e despesa de exploração por economia.

- **Fator 2: Rotatividade dos Ativos**

O fator rotatividade dos ativos é responsável por 32% da variância explicada. Este é composto pelos indicadores de Giro do Ativo, Giro do Ativo Não Circulante e Giro do Ativo Circulante.

Estes indicadores apresentam com que frequência as empresas investiram nos seus ativos, relacionado com a receita que esta está gerando.

Consequentemente, apresentam a gestão da empresa em investir em ativos de curto ou longo prazo e se estes estão gerando retorno para a empresa.

Corroborando com os resultados do presente estudo, dois estudos similares também encontram indicadores de rotatividade no segundo fator gerado pela análise fatorial.

No estudo de Carvalho, Santos e Rêgo (2010), aplicado nas Lojas Americanas, o fator dois foi denominado como Rotatividade e é composto pelos indicadores: Prazo Médio de Renovação dos Estoques; Prazo Médio de Pagamento das Compras; Giro do Ativo Total Médio; Giro do Ativo; Prazo Médio de Recebimento das Vendas; e Giro do Patrimônio Líquido.

Já Carvalho e Bialoskorski Neto (2008) aplicou a análise fatorial nas cooperativas agropecuárias paulistas e verificou no segundo fator, nomeado Atividade, os seguintes indicadores: Giro do Ativo Operacional e Giro do Ativo Total.

Os demais estudos similares encontraram outros indicadores no segundo fator gerado pela análise fatorial.

O estudo de Bomfim *et al* (2011), aplicado nas distribuidoras de energia elétrica, denominou o fator dois como Garantia Operacional Corrente e possui os seguintes indicadores: cobertura de juros e eficiência operacional.

Já os autores Maia, Cardoso e Rebouças (2012), aplicando a análise fatorial em 179 empresas listadas na BM&Fbovespa, nomeou o fator dois como Controle corporativo e é formado pelas variáveis: Índice de Cobertura de Dívidas (ICD), Índice de Capital Circulante Líquido (ICCL) e Índice de Eficiência Operacional (IEO).

Cavalcanti (2013) aplicou a análise fatorial nas empresas distribuidoras de energia elétrica e as ganhadoras do Prêmio ABRADDEE e como fator dois, caracterizado como Lucratividade, encontrou os

seguintes índices: Margem Bruta, Margem Operacional e Margem Líquida.

No estudo de Soares (2006) foi realizada a análise fatorial nos indicadores financeiros para as operadoras de planos de assistência à saúde. O segundo fator é nomeado de rentabilidade, composto pelo indicador de retorno sobre o patrimônio líquido.

Bomfim, Macedo e Marques (2013) aplicaram análise fatorial em indicadores financeiros e operacionais para as empresas petrolíferas no ano de 2009, o estudo resultou em três fatores. O segundo fator, denominado alavancagem, formado por grau de endividamento e imobilização do patrimônio líquido.

No estudo de Holanda, Cavalcante e Carvalho (2009) foram analisadas as percepções dos gestores das empresas de construção civil, em relação à importância dos indicadores de desempenho financeiro e não financeiro. O estudo elaborou três fatores, o fator dois é denominado como Indicadores Relacionados aos Custos e a Qualidade dos Empreendimentos Imobiliários, o qual é composto pelos seguintes indicadores: Fluxo de Caixa; Retorno sobre Investimento; Margem de Lucro; Percentual de entregas feitas na data prometida; Satisfação do cliente; Custo total da obra; Satisfação dos funcionários e Percentual das despesas com os empregados no custo da obra.

Bezerra e Corrar (2006) realizaram a Análise Fatorial em empresas seguradoras, sendo que o segundo fator foi denominado alavancagem, este composto pelos seguintes indicadores: Índice de Capitações, Índice de Endividamento, Prêmios Retidos sobre Patrimônio Líquido e Índice de Alavancagem Líquida.

Os autores Alencar Filho e Abreu (2005) realizaram a análise fatorial nas Companhias Estaduais de Saneamento Básico (Cesbs). O Fator dois, capacidade financeira, é composto por liquidez corrente; liquidez geral; e grau de endividamento.

No estudo de Delen, Kuzey e Uyar (2013) a análise fatorial foi aplicada nas empresas da Turquia, listadas na bolsa de Istambul. O estudo resultou em onze fatores, dos quais o segundo denominado Estrutura dos Ativos, com os seguintes indicadores: Composição do ativo não circulante, composição do ativo circulante e composição do endividamento.

• Fator 3: Eficiência

O fator eficiência é responsável por 16% da variância explicada. Os indicadores que compõem este fator são Composição do Endividamento e Giro de Contas a Receber.

Estes indicadores apresentam a alocação dos valores tomados de capital de terceiros pela empresa e com que frequência os valores de contas a receber retornam para a empresa.

Assim, estes indicadores apresentam a eficiência dos gestores em gerenciar a alocação da dívida em curto ou longo prazo, bem como a gestão de caixa referente aos valores a receber.

Este fator obteve resultados similares ao estudo de Delen, Kuzey e Uyar (2013) ao apresentar indicadores de rotatividade e estrutura dos ativos, os demais estudos apresentam resultados divergentes.

Delen, Kuzey e Uyar (2013) realizaram análise fatorial nas empresas da Turquia listadas na bolsa de Istambul, sendo que o terceiro fator denominado Rotatividade dos ativos e do patrimônio Líquido, com os seguintes indicadores: Giro do ativo, giro do patrimônio líquido, giro do ativo circulante.

Já no estudo de Carvalho, Santos e Rêgo (2010), o fator três foi caracterizado como Rentabilidade e é composto pelos indicadores: Margem Líquida, Taxa de Retorno sobre o Ativo Total, Taxa de Retorno sobre Capitais de Terceiros, Taxa de Retorno sobre o Investimento Total, Taxa de Retorno sobre o Patrimônio Líquido e Composição do Endividamento.

Bomfim *et al*(2011), denominou no estudo dele o fator três como Necessidade de Capital de Giro, o qual possui o índice de necessidade de investimento em capital de giro.

No estudo de Maia, Cardoso e Rebouças (2012) foram encontrados cinco fatores, aplicando a análise fatorial em 179 empresas listadas na BM&FBovespa em 2010. O fator três foi caracterizado como Eficiência econômica, formado pelas variáveis: Índice de Eficiência Econômica (IEE).

Cavalcanti (2013) aplicou a análise fatorial nas empresas distribuidoras de energia elétrica e as ganhadoras do Prêmio ABRADÉE. O terceiro fator encontrado foi denominado como Rentabilidade, é composto pelos seguintes índices: Retorno sobre o investimento e Margem Líquida.

Os autores Bomfim, Macedo e Marques (2013) aplicaram análise fatorial em indicadores financeiros e operacionais para as empresas petrolíferas no ano de 2009, o estudo resultou em três fatores, o terceiro denominado Desempenho Operacional, composto por tempo restante de reservas e fluxo de caixa futuro por barril de óleo equivalente.

No estudo de Holanda, Cavalcante e Carvalho (2009) foram analisadas as percepções dos gestores das empresas de construção civil em relação à importância dos indicadores de desempenho financeiro e não

financeiro. O estudo elaborou três fatores, o terceiro deles é denominado Indicadores Relacionados à Análise de Mercado e este é composto pelos seguintes indicadores: Índice de conhecimento da marca; Tempo de lançamento de novo empreendimento; Número médio de dias de estoque; e Velocidade de Vendas.

Bezerra e Corrar (2006) realizaram a Análise Fatorial em empresas seguradoras do ano de 2001, sendo que o terceiro fator foi nomeado liquidez, composto pelos seguintes indicadores: Índice de Liquidez Corrente e Índice de Liquidez Geral.

No estudo de Carvalho e Bialoskorski Neto (2008), aplicado nas cooperativas agropecuárias paulistas de 2001 a 2006. O terceiro fator foi nomeado Margem e é composto por Margem Líquida e Margem Operacional.

Já Alencar Filho e Abreu (2005) realizaram a análise fatorial nas Companhias Estaduais de Saneamento Básico (Cesbs) no ano de 2003 e foi possível identificar oito fatores específicos que melhor explicaram o desempenho operacional das Cesbs. O fator três, política tarifária, é composto por tarifa média de esgoto e tarifa média de água.

4.2.9 Scores dos fatores

Os fatores gerados na análise fatorial podem ser transformados em novos indicadores para cada uma das empresas brasileiras de energia elétrica de capital aberto.

Figura 16 – Component Score Coefficient Matrix: 8 indicadores.

Component Score Coefficient Matrix			
	Component		
	1	2	3
Liq_corr	,358	,036	-,067
Liq_imed	,359	,059	-,063
Liq_seca	,358	,036	-,066
CompEndiv	-,047	,157	,676
Giro_ContasRec	,127	,100	-,565
Giro_AtivoCirc	,062	,278	-,229
Giro_AtivoNaoCirc	,039	,398	,163
Giro_Ativo	,025	,393	,109

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Para isto, é necessário que multiplique-se os Scores apresentados na tabela Component Score Coefficient Matrix para cada uma das empresas da amostra. Assim, pode-se elaborar as seguintes expressões:

a) Fator 1 = $0,358 \times \text{ZLiq_corr} + 0,359 \times \text{ZLiq_imed} + 0,358 \times \text{Liq_seca} - 0,47 \times \text{CompEndiv} + 0,127 \times \text{Giro_ContasRec} + 0,62 \times \text{Giro_AtivoCirc} + 0,39 \times \text{Giro_AtivoNaoCirc} + 0,25 \times \text{Giro_Ativo}$ (1)

b) Fator 2 = $0,36 \times \text{ZLiq_corr} + 0,59 \times \text{ZLiq_imed} + 0,36 \times \text{Liq_seca} + 0,157 \times \text{CompEndiv} + 0,1 \times \text{Giro_ContasRec} + 0,278 \times \text{Giro_AtivoCirc} + 0,398 \times \text{Giro_AtivoNaoCirc} + 0,393 \times \text{Giro_Ativo}$ (2)

c) Fator 3 = $- 0,67 \times \text{ZLiq_corr} - 0,63 \times \text{ZLiq_imed} - 0,66 \times \text{Liq_seca} + 0,676 \times \text{CompEndiv} - 0,565 \times \text{Giro_ContasRec} - 0,229 \times \text{Giro_AtivoCirc} + 0,163 \times \text{Giro_AtivoNaoCirc} + 0,109 \times \text{Giro_Ativo}$ (3)

Segundo Fávero *et al* (2009), ao realizar a análise fatorial, reduzindo um conjunto de variáveis correlacionadas em um conjunto menor de variáveis (fatores) não correlacionadas, os scores fatoriais podem ser utilizados em outras técnicas multivariadas, como regressões múltiplas, análises de discriminantes ou regressões logísticas.

Assim, estes três novos indicadores serão utilizados para elaborar-se um ranking com as empresas que possuem um melhor desempenho econômico financeiro.

4.3 Ranking de classificação das empresas brasileiras de energia elétrica de capital aberto

Os cálculos da classificação das empresas foram elaborados de acordo com os scores dos fatores encontrados na análise fatorial, os resultados estão apresentados na Quadro 13.

Quadro 13 – *Ranking* das empresas de Energia elétrica

EMPRESA	Indicador	RANKING	EMPRESA	Indicador	RANKING
521 Particip	3,99	1º	EQUATORIAL	-	34º
EBE	2,49	2º	TERMOPE	-0,06	35º
AFLUENTE T	2,29	3º	ENERGISA	-0,06	36º
BONAIRE PART	2,20	4º	CEMIG	-0,09	37º
CPFL PIRATIN	2,17	5º	NEOENERGIA	-0,14	38º
PAUL F LUZ	1,86	6º	ENERGIAS BR	-0,15	39º

Fonte: Resultado da pesquisa.

Quadro 13 – *Ranking* das empresas de Energia elétrica – Continuação

EMPRESA	Indicador	RANKING	EMPRESA	Indicador	RANKING
AFLUENTE	1,70	7º	CELGP	-0,18	40º
ELEKTRO	1,69	8º	TRAN PAULIST	-0,36	41º
524 PARTICIP	1,51	9º	CPFL ENERGIA	-0,39	42º
COELCE	1,44	10º	BRASILIANA	-0,40	43º
CELESC	1,37	11º	COPEL	-0,44	44º
CELPE	1,24	12º	REDE ENERGIA	-0,51	45º
ESCELSA	1,13	13º	CEMIG GT	-0,60	46º
ELETROPAR	1,08	14º	AES Tiete	-0,73	47º
COELBA	1,02	15º	ITAPEBI	-0,77	48º
ELETROPAULO	1,01	16º	FORPART	-0,90	49º
COSERN	0,99	17º	CEEE-GT	-1,10	50º
RIO GDE ENER	0,89	18º	TAESA	-1,20	51º
CEB	0,89	19º	TRACTEBEL	-1,22	52º
AES Sul	0,77	20º	Alupar	-1,40	53º
CEMIG DIST	0,76	21º	CACHOEIRA	-1,45	54º
UPTICK	0,72	22º	AGconcessoes	-1,47	55º
AES Elpa	0,68	23º	PROMAN	-1,51	56º
CEEE-D	0,63	24º	INVESTCO	-1,51	57º
ENERSUL	0,62	25º	GER PARANAP	-1,70	58º
LIGHT	0,55	26º	ELETOBRAS	-1,72	59º
GTD PART	0,53	27º	EMAE	-2,05	60º
AMPLA ENERG	0,52	28º	BAESA	-2,13	61º
CEMAT	0,48	29º	CESP	-2,16	62º
CEMAR	0,29	30º	ENEVA	-2,21	63º
REDENTOR	0,26	31º	RENOVA	-2,32	64º
LIGHT S/A	0,20	32º	CPFL GERACAO	-2,32	65º
CELPA	0,08	33º	CPFL RENOVAV	-2,39	66º

Fonte: Resultado da pesquisa.

Verificou-se que dentre as empresas que ganharam o Prêmio ABRACONEE nos anos de 2013 e 2014, cerca de 50% destas estão entre as 33 posições elencadas no ranking.

No estudo de Cavalcanti (2013), verificou-se no ranking que as 84% das empresas que ganharam o Prêmio ABRADDEE compõem o grupo elaborado pelos autores como “empresas com boa gestão financeira”.

Verificando as empresas elencadas no ranking destes autores, a primeira classificada no ranking destes está como 20º no ranking do presente estudo, mas deve-se levar em consideração que o estudo de Cavalcanti (2013) considerou apenas as empresas distribuidoras de energia elétrica e o presente estudo contemplou todas as empresas de capital aberto de energia elétrica listadas na BM&FBovespa.

4.4 APLICAÇÃO DA ÁRVORE DE DECISÃO PARA A SELEÇÃO DOS INDICADORES

4.4.1 Descrição

Para a realização da árvore de decisão foram utilizados 26 indicadores como variáveis independentes e dois indicadores, ROA e ROE, como variáveis dependentes, os quais encontram-se na revisão da literatura junto com suas fórmulas.

Ressalta-se que a aplicação da técnica de árvore de decisão é independente da aplicação da técnica da análise fatorial, uma vez que a análise fatorial gera variáveis com alta correlação, o que torna inviável utilizar as mesmas para a aplicação na árvore de decisão já que esta apresenta a relação entre as variáveis através dos nós.

Assim caso fosse realizada a árvore de decisão com as variáveis resultantes da análise fatorial a árvore de decisão apresentaria apenas um nó.

4.4.1 Aplicação da árvore de decisão

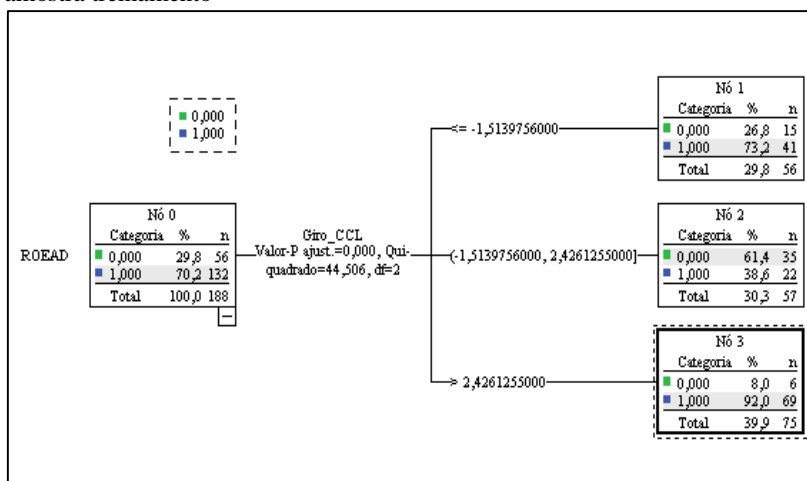
4.4.1.1 Aplicação da árvore de decisão variável dependente ROE

O primeiro passo para a aplicação da árvore de decisão é dividir os dados em amostra de testes e amostra de treinamento. Neste trabalho optou-se por utilizar o mesmo critério do trabalho de Zibanezhad, Foroghi e Monadjemi (2011), o qual utiliza o critério aleatório calculado no SPSS na razão de 60% para a amostra de treinamento e 40% para a amostra de testes.

Realizando a análise dos valores do indicador ROE nas 67 empresas identificou-se que 17 empresas possuem valores crescentes e 50 possuem valores decrescentes. Assim, neste trabalho, a amostra será dividida de acordo com a média do crescimento das variáveis dependentes nos cinco períodos desta pesquisa (2009-2013). Portanto, a nomenclatura da variável ficará da seguinte maneira: 0 para valores decrescentes e 1 para valores crescentes.

A partir desta divisão elaborou-se um modelo de previsão pelo método de árvore de decisão para a variável dependente Retorno sobre Patrimônio Líquido (ROE), utilizando o algoritmo CHAID para as amostras de teste e treinamento. Nota-se que no modelo da árvore de decisão, o algoritmo selecionou como a melhor variável preditiva o indicador Giro do Capital circulante líquido.

Figura 17 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CHAID – Variável ROE – amostra treinamento

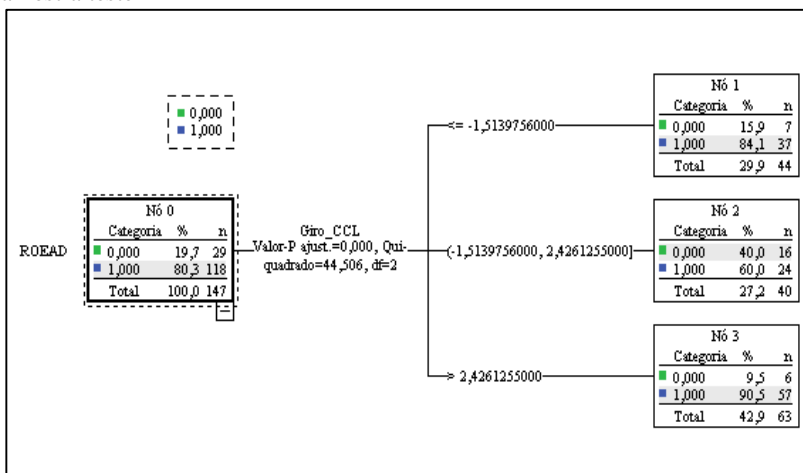


Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

A árvore resultou em três nós de previsão, no caso empresas que possuem valores inferiores ou iguais a (1,51) do indicador CLL possuem 29,8% de probabilidade de previsão dos valores do ROE, caso possuam valores entre (1,51) e 2,42, a probabilidade é de 30,3%, caso sejam maiores do que 2,42 a probabilidade de prever os valores de ROE passa a ser 39,9%.

O resultado encontrado na árvore de decisão com a amostra de testes gerou o mesmo indicador como melhor variável preditiva que o encontrado na árvore de decisão com a amostra de treinamento, o indicador Giro do Capital circulante líquido.

Figura 18 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CHAID – Variável ROE – amostra teste



Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Os intervalos entre os nós também permaneceram na mesma escala, mas as probabilidades para prever os valores do ROE foram alteradas, estas ficaram da seguinte maneira: 29,9% no primeiro nó, 27,2% no segundo e 42,9% no terceiro.

Os resultados extraídos do SPSS do quadro de classificação permitem a análise do modelo referente aos julgamentos de previsão corretos e incorretos.

Neste modelo gerado, utilizando o algoritmo CHAID, o percentual total de julgamentos corretos da amostra de treinamentos apresenta 77,1% e os julgamentos corretos da amostra de teste apresenta 74,8%. O que demonstra que o modelo possui média precisão. Verifica-se que não existe grande disparidade entre os percentuais corretos da amostra de treinamento para a amostra de testes.

Quadro 14 – Classificação algoritmo CHAID variável ROE

Amostra	Observado	Previsto			
		0	1	Porcentagem Correta	Porcentagem Incorreta
Treinamento	0	35	21	62,5%	37,5%
	1	22	110	83,3%	16,7%
	Porcentagem global	30,3%	69,7%	77,1%	22,9%

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Quadro 14 – Classificação algoritmo CHAID variável ROE (Continuação)

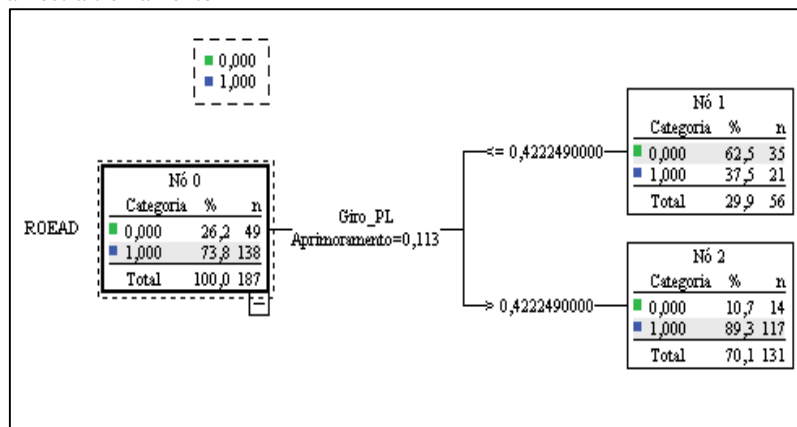
Amostra	Observado	Previsto			
		0	1	Porcentagem Correta	Porcentagem Incorreta
Teste	0	16	13	55,2%	44,8%
	1	24	94	79,7%	20,3%
	Porcentagem global	27,2%	72,8%	74,8%	25,2%

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output SPSS*

Cabe-se ressaltar que o algoritmo CHAID no software SPSS não gera o relatório classificando as variáveis independentes de acordo com seu grau de importância no modelo, somente é possível gerar este relatório por meio do algoritmo CRT.

A seguir elaborou-se um modelo de previsão dos valores do ROE, utilizando o algoritmo CRT para as amostras de teste e treinamento.

Figura 19 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CRT – Variável ROE – amostra treinamento



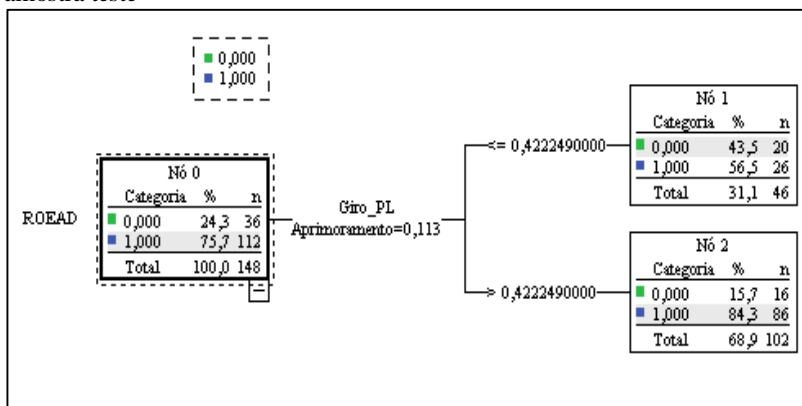
Fonte: Resultado da pesquisa – *Output SPSS*

Nota-se que com o algoritmo CRT a melhor variável preditiva indicada é o indicador Giro do Patrimônio Líquido, ao contrário do que foi encontrado a partir dos resultados do algoritmo CHAID.

A árvore resultou em dois nós de previsão, no caso empresas que possuem valores inferiores ou iguais a 0,42 do indicador Giro do Patrimônio Líquido possuem 29,9% de probabilidade de previsão dos

valores do ROE, caso sejam maiores do que 0,42 a probabilidade de prever os valores de ROE passa a ser 70,1%..

Figura 20 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CRT – Variável ROE – amostra teste



Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Já elaborando-se um modelo a partir do algoritmo CRT, por meio da amostra de testes, a melhor variável preditiva indicada continua a ser o indicador Giro do Patrimônio Líquido ao contrário do que foi encontrado a partir dos resultados do algoritmo CHAID.

A árvore resultou em dois nós de previsão, no caso empresas que possuem valores inferiores ou iguais a 0,42 do indicador Giro do Patrimônio Líquido possuem 31,1% de probabilidade de previsão dos valores do ROE, caso sejam maiores do que 0,42 a probabilidade de prever os valores de ROE passa a ser 68,9%, sendo que estes percentuais na amostra de treinamento possuem valores muito próximos 29,9% e 70,1%.

A seguir foram verificados os resultados extraídos do SPSS do quadro de classificação, o qual permite a análise do modelo referente aos julgamentos de previsão corretos e incorretos.

Quadro 15 – Classificação algoritmo CRT variável ROE

Amostra		Previsto			
		,00000	1,00000	Porcentagem Correta	Porcentagem Incorreta
Treinamento	,00000	35	14	71,4%	28,6%
	1,00000	21	117	84,8%	15,2%
	Porcentagem global	29,9%	70,1%	81,3%	18,7%
Teste	,00000	20	16	55,6%	44,4%
	1,00000	26	86	76,8%	23,2%
	Porcentagem global	31,1%	68,9%	71,6%	28,4%

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

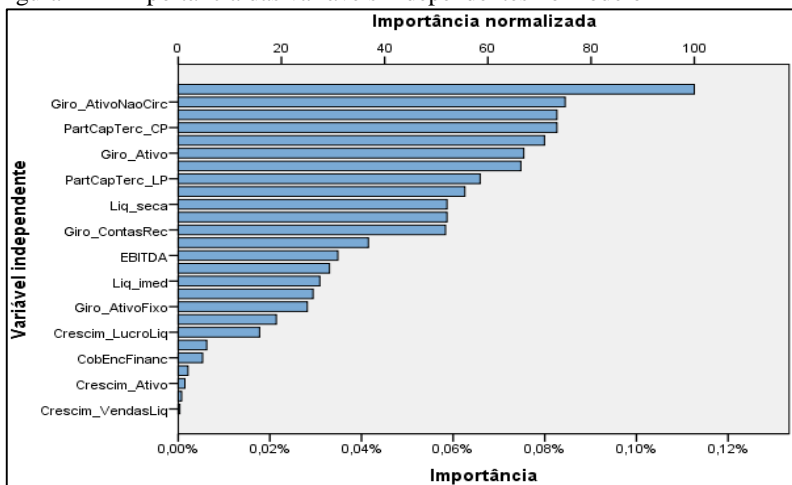
Observando o Quadro 15 pode-se verificar que o percentual correto de previsão deste modelo aumentou em relação ao modelo gerado a partir do algoritmo CHAID. Neste modelo, a amostra de treinamento possui 81,3% de previsões corretas, ao contrário do modelo CHAID 77,1%, já para a amostra de testes chegou-se ao percentual de 71,6% e no modelo CHAID 74,8%.

A partir destes valores de previsões corretas, acredita-se que o modelo de previsão a partir do algoritmo CRT é o mais adequado para prever a avaliação de desempenho da amostra de pesquisa, já que este possui o percentual da amostra de treinamento de 81,3%.

Já no estudo de Delen, Kuzey e Uyar (2013), o algoritmo com melhor percentual correto de previsão foi o algoritmo CHAID e em segundo lugar ficou o algoritmo C5.0.

O modelo de árvore de decisão gerado pelo software SPSS gera o relatório classificando as variáveis independentes de acordo com seu grau de importância no modelo. A partir deste gráfico pode-se notar que a variável independente com maior importância, de acordo com o modelo de árvore de decisão é a variável Giro do Ativo Não Circulante.

Figura 21 – Importância das variáveis independentes no modelo



Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

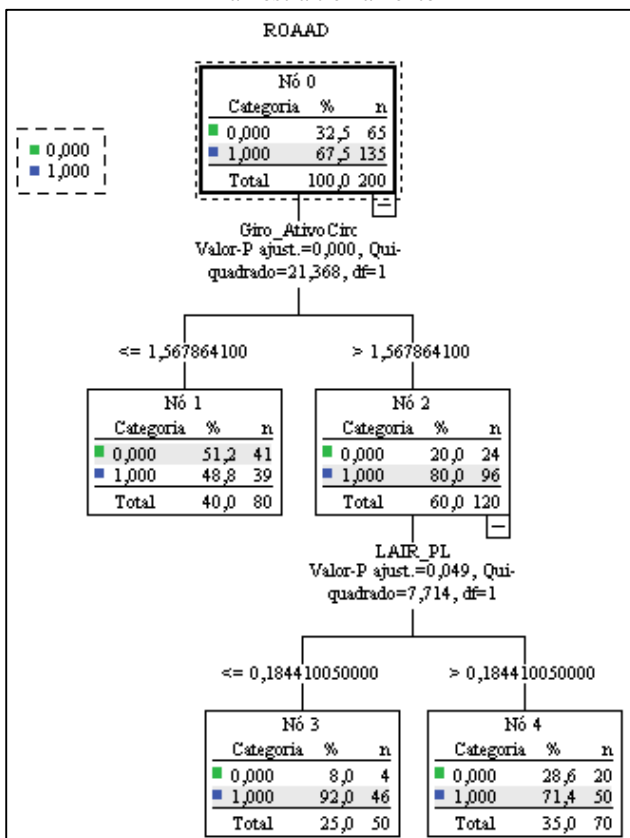
No trabalho de Zibanezhad, Foroghi e Monadjemi (2011) a variável com maior importância encontrada, segundo o algoritmo CRT, no modelo de árvore de decisão, foi o EBIT *to interest* para prever as empresas que possuem probabilidade de falência.

Já no estudo de Delen, Kuzey e Uyar (2013), a variável com maior importância para prever a avaliação das empresas de acordo com o indicador ROE, utilizando o algoritmo CRT, é o indicador de margem de lucro sobre as vendas.

4.4.1.2 Aplicação da árvore de decisão variável dependente ROA

A partir das mesmas premissas elaboradas nos modelos de árvore de decisão gerados, utilizando a variável dependente ROE, elaborou-se um modelo de previsão pelo método de árvore de decisão para a variável dependente ROA, utilizando o algoritmo CHAID para as amostras de teste e treinamento.

Figura 22 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CHAID – Variável ROA – amostra treinamento



Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

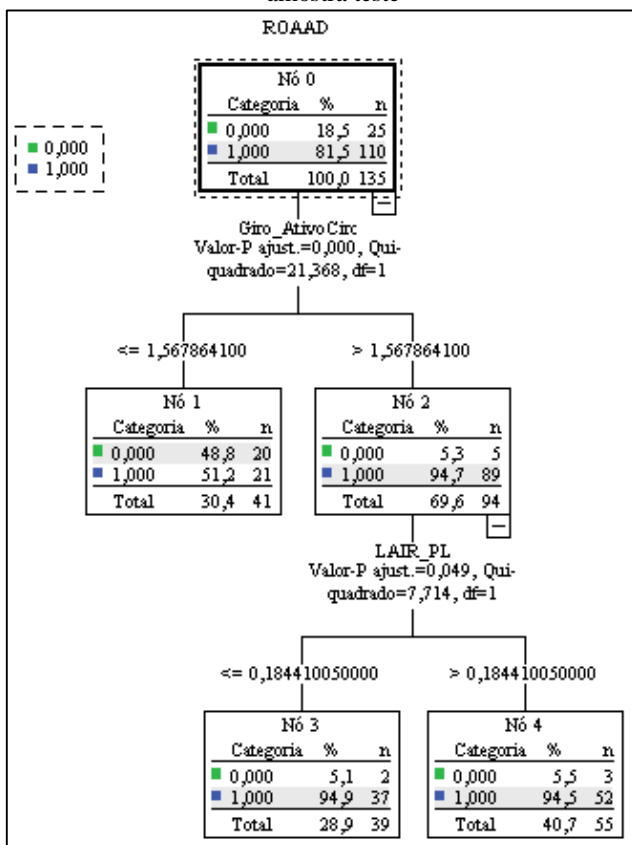
Primeiramente verificou-se a previsão dos valores do Retorno sobre os Ativos (ROA), utilizando o algoritmo CHAID. Nota-se no modelo de árvore de decisão que o algoritmo selecionou como a melhor variável preditiva o indicador Giro do Ativo Circulante.

A árvore resultou em dois nós de previsão para este indicador, no caso empresas que possuem valores inferiores ou iguais a 1,56 do indicador Giro do Ativo Circulante possuem 40,0% de probabilidade de previsão dos valores do ROA, caso possuam maiores do que 1,56 a probabilidade de prever os valores de ROA passa a ser 60,0%.

Este modelo considerou também o indicador Lucro antes do imposto de renda/Patrimônio Líquido para prever os valores do ROA. No

caso, se as empresas possuem valores do indicador LAIR_PL inferiores ou iguais a 0,18, a probabilidade de previsão dos valores do Giro do Ativo Circulante é de 25%, caso os valores sejam maiores do que 0,18 a previsão é de 35%.

Figura 23 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CHAID – Variável ROA – amostra teste



Fonte: Resultado da pesquisa – Output SPSS

Já na árvore de decisão para a amostra de teste foram encontrados os mesmos indicadores demonstrados na árvore de decisão da amostra de treinamento.

Os percentuais dos quatro nós foram ligeiramente alterados, do primeiro ao quarto nó os percentuais neste modelo foram os seguintes, respectivamente, 30,4%, 69,6%, 28,9% e 40,7%.

Posteriormente verificou-se os resultados extraídos do SPSS do quadro de classificação, os quais permitem a análise do modelo referente aos julgamentos de previsão corretos e incorretos.

Quadro 16 – Classificação algoritmo CHAID variável ROA

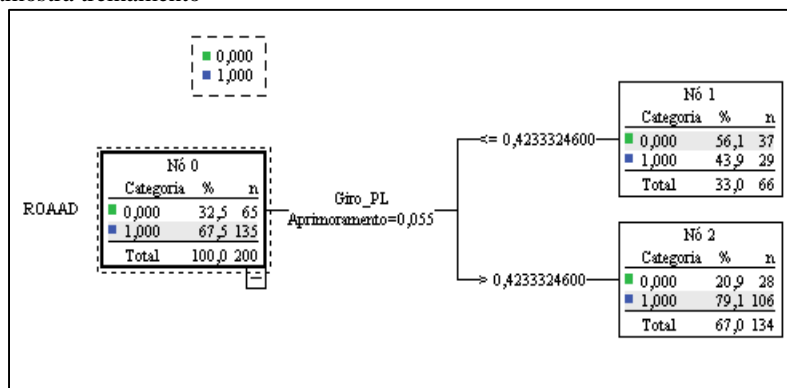
Amostra		Previsto			
		,00000	1,00000	Porcentagem Correta	Porcentagem Incorreta
Treinamento	,00000	41	24	63,1%	36,9%
	1,00000	39	96	71,1%	28,9%
	Porcentagem global	40,0%	60,0%	68,5%	31,5%
Teste	,00000	20	5	80,0%	20,0%
	1,00000	21	89	80,9%	19,1%
	Porcentagem global	30,4%	69,6%	80,7%	19,3%

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Neste modelo gerado, utilizando o algoritmo CHAID, o percentual total de julgamentos corretos da amostra de treinamentos apresenta 68,5% e os julgamentos corretos da amostra de teste apresenta 80,7%. O que demonstra que o modelo possui média precisão. Verifica-se que não existe grande disparidade entre os percentuais corretos da amostra de treinamento para a amostra de testes.

A seguir elaborou-se um modelo de previsão dos valores do ROA, utilizando o algoritmo CRT para as amostras de teste e treinamento.

Figura 24 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CRT – Variável ROA – amostra treinamento

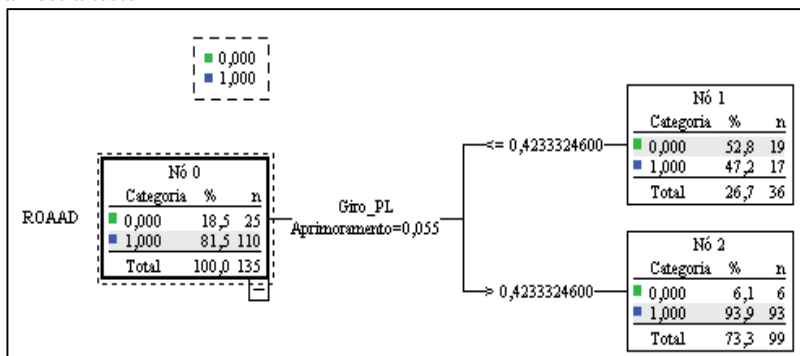


Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Verifica-se que utilizando o algoritmo CRT a melhor variável preditiva indicada é o indicador Giro do Patrimônio Líquido, ao contrário do que foi encontrado a partir dos resultados do algoritmo CHAID.

A árvore resultou em dois nós de previsão, no caso empresas que possuem valores inferiores ou iguais a 0,42 do indicador Giro do Patrimônio Líquido possuem 33,0% de probabilidade de previsão dos valores do ROA, caso sejam maiores do que 0,42 a probabilidade de prever os valores de ROA passa a ser 67,0%.

Figura 25 – Diagrama da árvore de decisão algoritmo CRT – Variável ROA – amostra teste



Fonte: Resultado da pesquisa – Output SPSS

Já elaborando-se um modelo utilizando o algoritmo CRT a partir da amostra de testes, a melhor variável preditiva indicada continua a ser o indicador Giro do Patrimônio Líquido, ao contrário do que foi encontrado a partir dos resultados do algoritmo CHAID.

A árvore resultou em dois nós de previsão, no caso empresas que possuem valores inferiores ou iguais a 0,42 do indicador Giro do Patrimônio Líquido possuem 26,7% de probabilidade de previsão dos valores do ROE, caso sejam maiores do que 0,42 a probabilidade de prever os valores de ROE passa a ser 73,3%, sendo que estes percentuais na amostra de treinamento possuem valores muito próximos 33,0% e 67,0%.

A seguir verificou-se os resultados extraídos do SPSS do quadro de classificação, o qual permitem a análise do modelo referente aos julgamentos de previsão corretos e incorretos.

Quadro 17 – Classificação

Amostra		Previsto			
		,00000	1,00000	Porcentagem Correta	Porcentagem Correta
Treinamento	,00000	37	28	56,9%	43,1%
	1,00000	29	106	78,5%	21,5%
	Porcentagem global	33,0%	67,0%	71,5%	28,5%
Teste	,00000	19	6	76,0%	24,0%
	1,00000	17	93	84,5%	15,5%
	Porcentagem global	26,7%	73,3%	83,0%	17,0%

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

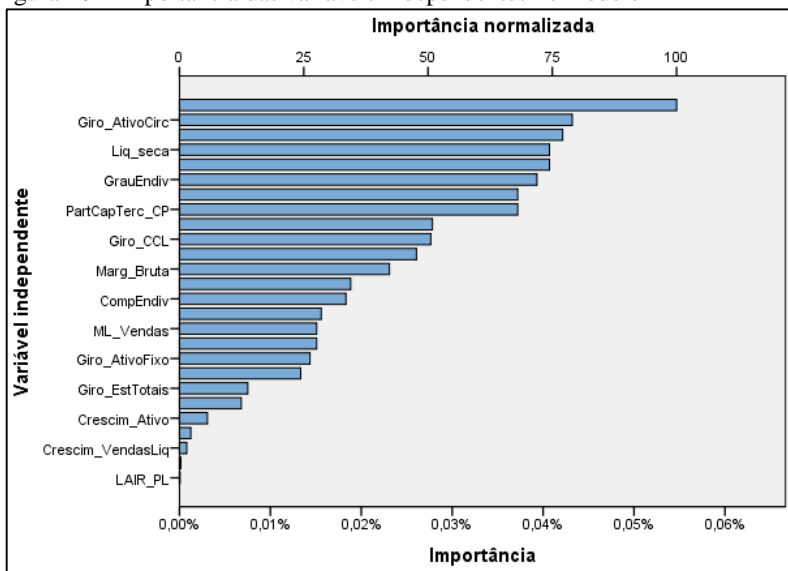
O Quadro 17 apresenta o percentual correto de previsão do modelo, verifica-se que aumentou em relação ao modelo gerado a partir do algoritmo CHAID. Neste modelo a amostra de treinamento possui 71,5% de previsões corretas, ao contrário do modelo CHAID 68,5%, já para a amostra de testes chegou-se ao percentual de 83,0% e no modelo CHAID 80,7%.

A partir destes valores de previsões corretas, acredita-se que o modelo de previsão a partir do algoritmo CRT é o mais adequado para prever a avaliação de desempenho da amostra de pesquisa, já que este possui o percentual da amostra de treinamento de 71,5% e no modelo CHAID 68,5%.

Já no estudo de Delen, Kuzey e Uyar (2013) o algoritmo com melhor percentual correto de previsão para a avaliação de desempenho, utilizando o indicador ROA, foi o algoritmo CHAID e em segundo lugar ficou o algoritmo C5.0.

O modelo de árvore de decisão gerado pelo software SPSS gera o relatório classificando as variáveis independentes de acordo com seu grau de importância no modelo. A partir deste gráfico pode-se notar que a variável independente com maior importância, de acordo com o modelo de árvore de decisão para a variável ROA é a variável Giro do Ativo Circulante.

Figura 26 – Importância das variáveis independentes no modelo



Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Já no estudo de Delen, Kuzey e Uyar (2013) a variável com maior importância para prever a avaliação das empresas de acordo com o indicador ROA, utilizando o algoritmo CRT é o indicador de margem de lucro sobre as vendas.

4.5 CONSIDERAÇÕES SOBRE OS INDICADORES RELACIONADOS NA APLICAÇÃO DA ANÁLISE FATORIAL E NA APLICAÇÃO DA ÁRVORE DE DECISÃO

Os indicadores mais relevantes, segundo a análise fatorial, para a avaliação de desempenho das empresas brasileiras de energia elétrica de capital aberto listadas na BM&FBovespa foram os seguintes:

- Fator 1 – Liquidez corrente, Liquidez seca e Liquidez imediata;
- Fator 2 – Giro do Ativo, Giro do Ativo Não Circulante e Giro do Ativo Circulante;
- Fator 3 – Composição do Endividamento e Giro de Contas a Receber.

Já as variáveis independentes com maior importância nos modelos de previsão, de acordo com a técnica de árvore de decisão, é a variável Giro_AtivoCirc, para a variável dependente ROA; e Giro_AtivoNaoCirc para a variável dependente ROE como pode-se notar a partir do Quadro 18.

Quadro 18 – Importância da variável independente

Variável dependente ROE			
Variável independente	Importância normalizada	Variável independente	Importância normalizada
Giro_PL	100,0%	EBITDA	30,9%
Giro_AtivoNaoCirc	75,0%	Giro_EstTotais	29,3%
AlavFinanc	73,4%	Liq_imed	27,4%
PartCapTerc_CP	73,4%	LAIR_PL	26,1%
GrauEndiv	71,0%	Giro_AtivoFixo	25,0%
Giro_Ativo	67,0%	CompEndiv	19,0%
Giro_AtivoCirc	66,4%	Crescim_LucroLiq	15,8%
PartCapTerc_LP	58,5%	ROA	5,5%
Marg_Bruta	55,6%	CobEncFinanc	4,7%
Liq_seca	52,1%	DespOper_VendasLiq	1,9%
Liq_corr	52,1%	Crescim_Ativo	1,3%
Giro_ContasRec	51,8%	Giro_CCL	,7%
ML_Vendas	36,8%	Crescim_VendasLiq	,3%
Variável dependente ROA			
Giro_PL	100,0%	CompEndiv	33,5%
Giro_AtivoCirc	79,0%	Giro_ContasRec	28,5%
PartCapTerc_LP	77,1%	ML_Vendas	27,6%
Liq_seca	74,4%	EBITDA	27,6%
Liq_corr	74,4%	Giro_AtivoFixo	26,2%
GrauEndiv	71,9%	CobEncFinanc	24,4%
AlavFinanc	68,0%	Giro_EstTotais	13,8%
PartCapTerc_CP	68,0%	Liq_imed	12,4%
Giro_Ativo	50,9%	Crescim_Ativo	5,6%
Giro_CCL	50,6%	DespOper_VendasLiq	2,3%
Giro_AtivoNaoCirc	47,7%	Crescim_VendasLiq	1,5%
Marg_Bruta	42,2%	Rent_PL	,3%
Crescim_LucroLiq	34,4%	LAIR_PL	,1%

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Os resultados encontrados nas duas técnicas estatísticas corroboram, visto que as duas variáveis com maior importância estão

elencadas no Fator 1 da técnica de análise fatorial. Quanto aos demais fatores, aproximadamente todos os demais indicadores possuem percentuais de importância na árvore de decisão acima de 50%.

Os modelos de árvore de decisão possuem o objetivo de prever a avaliação de desempenho das empresas da amostra de pesquisa, com o intuito de auxiliar os gestores a antecipar decisões que possam melhorar o desempenho destas empresas.

Assim, caso os gestores possuam a necessidade de prever o desempenho destas empresas, devem dedicar atenção aos indicadores com maiores percentuais apresentados no Quadro 18.

Quanto a variável mais adequada, segundo a árvore de decisão, para prever o desempenho das empresas de energia elétrica brasileiras listadas na BM&FBovespa, seria a variável ROE, pois no teste de eficiência do modelo apresentou 81,3% na amostra de treinamento.

No estudo de Delen, Kuzey e Uyar (2013), dos 26 indicadores agrupados em 11 fatores os dois indicadores encontrados na técnica de árvore de decisão como os mais relevantes corroboraram com os resultados encontrados na análise fatorial.

Assim, a presente pesquisa apresenta uma síntese dos indicadores considerados como mais relevantes, de acordo com as duas técnicas estatísticas, para a avaliação de desempenho das empresas brasileiras de energia elétrica listadas na BM&FBovespa.

Como foi identificado nos estudos similares encontrou-se apenas uma pesquisa que relaciona as duas técnicas estatísticas, a qual foi realizada com empresas da Turquia, portanto, o presente estudo inova tanto ao utilizar estas duas técnicas, como ao utilizar na amostra de empresas brasileiras.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O setor de energia elétrica, classificado como um serviço de utilidade pública pela BM&FBovespa, apresenta-se como um dos pilares do desenvolvimento econômico e social de uma região ou país.

Dados divulgados pela ANEEL no ano de 2014 informam que o setor experimenta um crescimento de aproximadamente 4,5% ao ano, tornando-se aparente a todos os investidores e interessados.

No ambiente corporativo, os indicadores financeiros apresentam-se como uma das ferramentas para a avaliação de desempenho. Eles permitem mensurar e acompanhar os resultados das empresas, comparando com outras ou até mesmo verificar o desempenho de um setor específico.

A literatura propõe vários índices para a realização da análise do desempenho financeiro das empresas. Uma vez que alguns são similares entre si, questionou-se quais são os indicadores financeiros, identificados como mais significativos pela análise fatorial e árvore de decisão, para a avaliação de desempenho das empresas listadas na BMF&Bovespa do segmento de energia elétrica.

Consequentemente, este estudo buscou analisar, por meio da análise fatorial e árvore de decisão, os indicadores financeiros mais relevantes para a avaliação de desempenho das empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa participantes do segmento de energia elétrica.

Por meio da análise fatorial realizada em 25 indicadores econômico-financeiros, após a elaboração de quatro modelos de análise fatorial, identificou-se oito indicadores que são mais relevantes, de acordo com a análise fatorial, para a avaliação de desempenho das empresas de capital aberto listadas na BM&FBovespa participantes do segmento de energia elétrica.

Estes oito indicadores foram agrupados em três fatores os quais são: Fator Liquidez (Liquidez corrente, Liquidez seca e Liquidez imediata); Fator Rotatividade dos Ativos (Giro do Ativo, Giro do Ativo Não Circulante e Giro do Ativo Circulante); e Fator Eficiência (Composição do Endividamento e Giro de Contas a Receber).

Estes fatores possuem 85% de poder de explicação das variações dos indicadores que participam da análise, sendo que Fator Liquidez possui 47%, o Fator Rotatividade dos Ativos 25% e o Fator Eficiência possui 13% de poder de explicação.

Na medida em que foram identificados os indicadores por meio dos fatores na análise fatorial atendeu-se ao primeiro objetivo específico da

pesquisa o qual foi identificar quais indicadores financeiros apresentam maior poder explicativo, de acordo com a análise fatorial.

Posteriormente, utilizando os scores dos fatores gerados pela análise fatorial, elaborou-se um ranking da amostra de pesquisa, com o objetivo de classificar as empresas de acordo com os novos indicadores que, segundo a análise fatorial, são mais relevantes na avaliação de desempenho da amostra de pesquisa.

O ranking foi comparado com estudos anteriores, bem como os resultados do Prêmio ABRACONEE dos anos de 2013 e 2014, com o objetivo de validar o ranking e de verificar similaridades. Assim, verificou-se que cerca de 50% das empresas que receberam o Prêmio ABRACONEE dos anos de 2013 e 2014 estão entre as primeiras 33 posições do ranking elaborado neste estudo.

O segundo objetivo específico, classificar a amostra de pesquisa, utilizando os indicadores encontrados na análise fatorial, foi atendido quando elaborou-se o ranking com os scores dos fatores encontrados na análise fatorial.

Após a elaboração da análise fatorial realizou-se a análise de árvore de decisão para a amostra de pesquisa. Para a árvore de decisão tomou-se dois indicadores como variáveis dependentes para representar o desempenho financeiro, os quais são retorno sobre os ativos (ROA) e retorno sobre o Patrimônio Líquido (ROE) e as demais 26 variáveis como independentes.

A árvore de decisão apresentou as seguintes variáveis independentes com maior importância nos modelos de previsão a variável Giro_AtivoCirc, para a variável dependente ROA e Giro_AtivoNãoCirc para a variável dependente ROE.

O terceiro objetivo específico foi atendido quando identificou-se os indicadores financeiros que apresentam maior poder explicativo de acordo com a árvore de decisão.

O quarto objetivo específico foi atendido quando elaborou-se a comparação dos resultados das duas técnicas estatísticas, sendo que os resultados encontrados corroboram, visto que as duas variáveis com maior importância estão elencadas no Fator um da técnica de análise fatorial. Quanto aos demais fatores, aproximadamente todos os demais indicadores possuem percentuais de importância na árvore de decisão acima de 50%.

Tal fato contribui para diminuir o grau de subjetividade na escolha dos principais indicadores para a avaliação de desempenho e acompanhamento do setor de energia.

Os resultados deste trabalho proporcionam uma clara ilustração da avaliação de desempenho do setor de energia elétrica no nível de empresas de capital aberto, sendo que estes podem auxiliar os administradores e gestores das empresas a transformarem análises com estruturas complexas em simplificadas, permitindo um melhor entendimento sobre os dados, assim selecionando estratégias apropriadas para alcançar sucesso no mercado e estabelecer o menor número de indicadores para o processo de análise das empresas do setor elétrico.

Apesar de existirem vários indicadores financeiros, a análise fatorial verificou as variáveis dentre os 25 indicadores que possuíam altas correlações entre si. Esta análise permite ao gestor uma clara compreensão sobre quais indicadores podem atuar juntos e quantos podem realmente ser considerados como tendo impacto na análise, bem como classificar e comparar objetivamente o desempenho das empresas do setor elétrico utilizando como parâmetro as cargas fatoriais.

Os novos indicadores resultantes da análise fatorial podem ser utilizados para avaliar o desempenho deste setor, bem como os indicadores agrupados nas dimensões. Cabe ao gestor verificar qual das análises melhor enquadra-se na sua tomada de decisão.

Os modelos de previsão da avaliação de desempenho possuem o objetivo de prever a avaliação de desempenho das empresas da amostra de pesquisa, possuem o propósito de auxiliar os gestores a antecipar decisões que possam melhorar o desempenho destas empresas.

Este estudo contribui com conhecimento sobre utilização da árvore de decisão, demonstrando que a árvore de decisão pode ser utilizada como um modelo preditivo para prever a avaliação de desempenho com indicadores financeiros.

Vale ressaltar que estas conclusões são válidas para as empresas brasileiras de capital aberto de energia elétrica listadas na BM&FBovespa nos anos de 2009 a 2013.

Além disso, como sugestão para futuras pesquisas, podem ser adotadas outras análises estatísticas para complementar a análise fatorial como regressões múltiplas, análises de discriminantes ou regressões logísticas, bem como o cálculo de outros indicadores tradicionais encontrados na literatura, indicadores específicos, além dos indicadores não financeiros, afim de obter visões amplas de naturezas diferentes.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. **Informações do Setor Elétrico**. Disponível em: <

http://www.aneel.gov.br/area.cfm?id_area=39>. Acesso em: 20 abr. 2014

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. **Atlas de energia elétrica do Brasil**. 3. ed. Brasília: Aneel, 2008.

ALENCAR FILHO, F. M.; ABREU, L. M. Metodologia alternativa para avaliação de desempenho das companhias de saneamento básico: aplicação da análise fatorial. **Planejamento e Políticas Públicas**, n.28, 2005.

ANDRADE, M. M. de. **Introdução à Metodologia do Trabalho Científico**: elaboração de trabalhos na graduação. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2005.

ASSAF NETO, A. **Estrutura e análise de balanços**: um enfoque econômico-financeiro. 9 ed. São Paulo: Atlas, 2010.

BEKANA, D. M.; ABITIE, A. EVALUATION OF FINANCIAL PERFORMANCE OF BANKING ENTERPRISES; THE CASE OF CONSTRUCTION AND BUSINESS BANK OF ETHIOPIA. **Young Economists Journal/Revista Tinerilor Economisti**, v. 9, n. 18, 2012.

BEZERRA, F. A.; CORRAR, L. J. Utilização da análise fatorial na identificação dos principais indicadores para avaliação do desempenho financeiro: uma aplicação nas empresas de seguros. **Revista de Contabilidade e Finanças – USP**, São Paulo, n. 42, 2006.

BOLDEANU, D. M.; GHEORGHE, M.; EDITURA, A. S. E. Multidimensional analysis of firm's financial performance through the influence factors in pharmaceutical sector. In: **Proceedings of the 7th International Conference Accounting and Management Information Systems**, 2012.

BULGURCU, B. K. Application of TOPSIS Technique for Financial Performance Evaluation of Technology Firms in Istanbul Stock Exchange Market. **Procedia-Social and Behavioral Sciences**, v. 62, 2012.

BOMFIM, P. R. C. M.; MACEDO, M. A. da S.; MARQUES, J. A. V. da C. Indicadores Financeiros e Operacionais para a Avaliação de Desempenho de Empresas do Setor de Petróleo e Gás. **Contabilidade, Gestão e Governança**, v. 16, n. 1, 2013.

BOMFIM, P. R. C. M.; ALMEIDA, R.S. DE; GOUVEIA, V.A.L.; MACEDO, M.A. DA S.; MARQUES, J.A.V. DA C. Utilização de Análise Multivariada na Avaliação do Desempenho Econômico-Financeiro de Curto Prazo: uma Aplicação no Setor de Distribuição de Energia Elétrica. **Revista ADM.MADE**, v.15, n. 1, 2011.

CAVALCANTI, M. A. N. **Análise de similaridade entre distribuidoras do setor elétrico brasileiro: um estudo dos indicadores econômico-financeiros e sua relação com as ganhadoras do prêmio ABRADÉE no período de 2008 a 2011**. 2013. 78 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Ciências Contábeis, Unb/ufpn/ufpb, Natal, 2013.

COSTA, P. S.; MONTEIRO, M. G.; BOTELHO, D. R. Estudo empírico do Ebitda e do RSPL com o preço da Ação nas Empresas Brasileiras do Setor de Energia Elétrica. In: **5º Congresso USP de Controladoria e Contabilidade**, 2004.

COHEN, S. Identifying the moderator factors of financial performance in Greek municipalities. **Financial Accountability & Management**, v. 24, n. 3, 2008.

CARVALHO, F. L.; BIALOSKORSKI NETO, S. Indicadores de avaliação de desempenho econômico em cooperativas agropecuárias: um estudo em cooperativas paulistas. **Organizações Rurais e Agroindústrias**, v.10, n.3, 2008.

CARVALHO, J. R. M. DE; SANTOS, W. C. DOS; RÊGO, T.F. Uma análise dos fatores de desempenho financeiro: o caso das lojas Americanas S.A. **Qualit@s Revista Eletrônica**, v. 9, n. 1, 2010.

CORRAR, L.J.; PAULO, E.; FILHO, J.M.D. **Análise Multivariada para cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia**. 4 ed. São Paulo: Atlas, 2012.

DELEN, D.; KUZEY, C.; UYAR, A. Measuring firm performance using financial ratios: A decision tree approach. **Expert Systems with Applications**, v. 40, n. 10, 2013.

ELETROBRÁS. **Centro da Memória da Eletricidade**. Disponível em: <http://www.memoria.eletrobras.com/index.asp>. Acesso em 18 de setembro de 2014.

ERTUGRUL, I.; KARAKASOGLU, N. Performance evaluation of Turkish cement firms with fuzzy analytic hierarchy process and TOPSIS methods. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n.1, 2009.

FÁVERO, L. P. et al. Análise de dados. **Modelagem multivariada para tomada de decisões**. Rio de Janeiro: Campus, 2009.

FERNANDES, E. R. **As sanções administrativas aplicadas pela Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL: um estudo sobre a regulamentação e as práticas da Agência**. 2013. 125 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Regulação e Gestão de Negócios) – Universidade de Brasília, Brasília, 2013.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4. ed. São Paulo: Atlas: 2007.

GITMAN, L. J. **Princípios de Administração Financeira**. 7 ed. São Paulo: Harbra, 1997.

HAIR, J. F. et al. **Análise multivariada de dados**. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

HALKOS, G. E.; TZEREMES, N. G. Industry performance evaluation with the use of financial ratios: An application of bootstrapped DEA. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n.5, 2012.

HOLANDA, F. M. DE A.; CAVALCANTE, P. R. DA N.; CARVALHO, J. R. M. Medição de desempenho empresarial em organizações de construção civil: uma aplicação utilizando análise multivariada. **Revista de Informação Contábil**, v. 3, n. 4, 2009.

HORRIGAN, J. O. Some Empirical Bases of Financial Ratio Analysis. **Accounting Review**, v. 40, n. 3, 1965.

HORTA, I. M.; CAMANHO, A. S. Competitive positioning and performance assessment in the construction industry. **Expert Systems with Applications**, v. 41, 2014.

KASSAI, J. R. *et al.* **Retorno de investimento**: Abordagem Matemática e Contábil do Lucro Empresarial. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2000.

KASSAI, S. **Utilização da análise envoltória de dados (DEA) na análise de demonstrações contábeis**. 2002. 350 f. Tese (Doutorado) - Curso de Contabilidade e Atuária, Departamento de Departamento de Contabilidade e Atuária, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade-universidade de São Paulo, São Paulo, 2002.

LEME, R. C. *et al.* Design of experiments applied to environmental variables analysis in electricity utilities efficiency: The Brazilian case. **Energy Economics**, v. 45, 2014.

LIN, W-C; LIU, C-F; CHU, C-W. Performance efficiency evaluation of the Taiwan's shipping industry: an application of data envelopment analysis. In: **Proceedings of the Eastern Asia Society for Transportation Studies**. The Poznan University of Economics, 2005.

MAIA, A.B.G.R.; CARDOSO, V.I.C.; REBOUÇAS, S.M.D.P. Principais indicadores para avaliação de desempenho financeiro de curto prazo das companhias brasileiras. . In: **XV SemeAD Seminários em Administração**, 2012.

MARTINS, E.; DINIZ, J. A; MIRANDA, G. J. **Análise Avançada das Demonstrações Contábeis**: Uma Abordagem Crítica. São Paulo: Atlas, 2012.

MARION, J. C. **Análise das Demonstrações Contábeis**: Contabilidade gerencial. 2ed. São Paulo: Atlas, 2002;

MATARAZZO, D. C. **Análise financeira de balanços**: abordagem básica e gerencial. 6ed. São Paulo: Atlas, 2008.

MOGHIMI, R.; ANVARI, A. An integrated fuzzy MCDM approach and analysis to evaluate the financial performance of Iranian cement companies. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 71, 2014.

MÜNCH, M. G. O desenvolvimento de um modelo de análise econômico-financeiro para o setor petrolífero. 2008. **Dissertação de Mestrado em Ciências Contábeis, Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ**, Rio de Janeiro, RJ, 2008.

OHARA, E. H. **Finanças do setor elétrico**: demonstrações societárias vs regulatórias. 2014. 51 p. Monografia de Pós-Graduação (Especialização em Perícia Contábil) – AVM Faculdade Integrada, Brasília, 2014.

PINTEA, M. O. Performance evaluation: literature review and time evolution. Annals of the University of Oradea, **Economic Science Series**, v. 21, n.1, 2012.

PINTO JUNIOR, H. Q. *et al* (Org.). **Economia da Energia**: Fundamentos econômicos, evolução histórica e organização industrial. Rio de Janeiro: Elsevier, 2007.

ROCHA, D. M. **Governança corporativa: estudo sobre a rentabilidade nas empresas de energia elétrica da BM&F BOVESPA**. 2009. 62 f. Monografia (Bacharelado em Administração) – Centro Universitário de João Pessoa, João Pessoa, 2009

RICHARDSON, R. J. **Pesquisa Social**: métodos e técnicas. 3 ed. São Paulo: Atlas, 1999.

RODRIGUES, M. A. S. Árvores de classificação. 2004. 34 f. Monografia (Especialização) - **Curso de Matemática, Matemática, Universidade dos Açores, Açores**, 2005.

ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R.; JORDAN, B. D. **Fundamentals of corporate finance**. Tata McGraw-Hill Education, 2003 .

SÁ, A. L. **Moderna Análise de Balanços ao alcance de todos**. 4 ed. Curitiba: Juruá, 2008.

SAMI, H.; WANG, J.; ZHOU, H. Corporate governance and operating performance of Chinese listed firms. **Journal of International Accounting, Auditing and Taxation**, v. 20, n. 2, 2011.

SILVA, P. J. da. **Análise financeira das empresas**. 10 ed. São Paulo: Atlas, 2010.

SOARES, M. A. Análise de indicadores para avaliação de desempenho econômico-financeiro de operadoras de plano de saúde brasileiras: uma aplicação da análise fatorial. **Dissertação de mestrado em Ciências Contábeis, Universidade de São Paulo**, São Paulo, 2006.

STANKEVICIENE, J. Methods for valuation of restructuring impact on financial results of a company. **Economics & Management**, v. 17, n.4, 2012.

SIFFERT FILHO, N. F. et al. O Papel do BNDES na Expansão do Setor Elétrico Nacional e o Mecanismo de Project Finance. **Bndes Setorial**, Rio de Janeiro, n. 29, p.3-36, mar. 2009.

WANG, Z.; LI, W. A New Framework of Combinational Evaluation Methodology Based on Statistics. In: **Future Information Technology and Management Engineering**, 2008.

WANG, Y.; LEE, H. Evaluating financial performance of Taiwan container shipping companies by strength and weakness indices. **International Journal of Computer Mathematics**, v. 87, n.1, 2010.

YALCIN, N.; BAYRAKDAROGLU, A.; KAHRAMAN, C. Application of fuzzy multi-criteria decision making methods for financial performance evaluation of Turkish manufacturing industries. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n.1, 2012.

YU, G.; WENJUAN, G. Decision tree method in financial analysis of listed logistics companie, In: **International conference on intelligent computation technology and automation**, 2010.

ZIBANEZHAD, E.; FOROGHI, D.; MONADJEMI, A. Applying decision tree to predict bankruptcy. Computer Science and Automation Engineering (CSAE). In **IEEE International Conference**. IEEE, 2011.

ZHANG, B.; LEI, T. The Relationship between Corporate Governance and Corporate Performance in China's Civilian-Owned Listed Enterprise. In: **Business Intelligence and Financial Engineering, 2009. BIFE'09. International Conference on**. IEEE, 2009.

APÊNDICE A – Matriz de correlação - 1ª extração dos fatores

Correlation Matrix ^a													
		Liq_corr	Liq_imed	Liq_seca	PartCapTerc_C P	CompEndiv	CobEncFinanc	GrauEndiv	AlavFinanc	PartCapTerc_LP	Marg_Bruta	EBITDA	ML_Vendas
Correlation	Liq_corr	1,000	,933	1,000	-,139	,236	,066	-,034	-,153	-,049	-,183	,016	,021
	Liq_imed	,933	1,000	,933	-,108	,285	,055	-,027	-,119	-,035	-,164	,006	,012
	Liq_seca	1,000	,933	1,000	-,140	,237	,066	-,034	-,154	-,049	-,183	,016	,021
	PartCapTerc_CP	-,139	-,108	-,140	1,000	,133	,005	,018	,997	,102	-,115	-,237	-,207
	CompEndiv	,236	,285	,237	,133	1,000	-,031	-,038	,139	-,107	-,285	-,070	-,062
	CobEncFinanc	,066	,055	,066	,005	-,031	1,000	,001	,006	,002	,024	,006	,006
	GrauEndiv	-,034	-,027	-,034	,018	-,038	,001	1,000	,018	-,001	,020	-,005	-,003
	AlavFinanc	-,153	-,119	-,154	,997	,139	,006	,018	1,000	,099	-,118	-,262	-,235
	PartCapTerc_LP	-,049	-,035	-,049	,102	-,107	,002	-,001	,099	1,000	-,070	-,050	-,026
	Marg_Bruta	-,183	-,164	-,183	-,115	-,285	,024	,020	-,118	-,070	1,000	,207	,165
	EBITDA	,016	,006	,016	-,237	-,070	,006	-,005	-,262	-,050	,207	1,000	,994
	ML_Vendas	,021	,012	,021	-,207	-,062	,006	-,003	-,235	-,026	,165	,994	1,000
Sig. (1-tailed)	Liq_corr		,000	,000	,005	,000	,116	,268	,003	,186	,000	,388	,350
	Liq_imed	,000		,000	,024	,000	,159	,311	,015	,261	,001	,457	,413
	Liq_seca	,000	,000		,005	,000	,116	,268	,002	,186	,000	,388	,349
	PartCapTerc_CP	,005	,024	,005		,007	,463	,370	,000	,032	,018	,000	,000
	CompEndiv	,000	,000	,000	,007		,286	,246	,005	,025	,000	,101	,131
	CobEncFinanc	,116	,159	,116	,463	,286		,489	,460	,488	,330	,455	,459
	GrauEndiv	,268	,311	,268	,370	,246	,489		,369	,491	,359	,467	,482
	AlavFinanc	,003	,015	,002	,000	,005	,460	,369		,035	,015	,000	,000
	PartCapTerc_LP	,186	,261	,186	,032	,025	,488	,491	,035		,100	,180	,315
	Marg_Bruta	,000	,001	,000	,018	,000	,330	,359	,015	,100		,000	,001
	EBITDA	,388	,457	,388	,000	,101	,455	,467	,000	,180	,000		,000
	ML_Vendas	,350	,413	,349	,000	,131	,459	,482	,000	,315	,001	,000	

a. Determinant = 3,85E-014

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Continuação - Apêndice A – Matriz de correlação - 1ª extração dos fatores

Correlation Matrix ^a														
		LAIR_PL	DespOper_Ven dasLiq	Giro_ContasRec	Giro_EstTotais	Giro_CCL	Giro_Ativo	Giro_PL	Giro_AtivoFixo	Giro_AtivoNao Circ	Giro_AtivoCirc	Crescim_Ativo	Crescim_LucroLi q	Crescim_Venda sLiq
Correlation	LAIR_PL	1,000	-,010	-,070	-,008	-,003	-,039	-,090	-,006	-,031	-,061	,030	-,146	-,051
	DespOper_VendasLiq	-,010	1,000	-,052	,000	,022	-,098	-,007	-,012	-,087	-,120	-,038	,000	-,043
	Giro_ContasRec	-,070	-,052	1,000	,049	-,080	,267	,089	-,004	,276	,492	,052	,023	,225
	Giro_EstTotais	-,008	,000	,049	1,000	,001	,073	,021	-,006	,047	,101	-,006	,002	-,012
	Giro_CCL	-,003	,022	-,080	,001	1,000	,019	-,011	,088	,027	-,027	-,004	-,008	-,018
	Giro_Ativo	-,039	-,098	,267	,073	,019	1,000	,277	,213	,916	,707	-,070	,062	-,052
	Giro_PL	-,090	-,007	,089	,021	-,011	,277	1,000	,048	,254	,148	-,001	,000	-,004
	Giro_AtivoFixo	-,006	-,012	-,004	-,006	,088	,213	,048	1,000	,214	,102	-,020	-,001	-,010
	Giro_AtivoNaoCirc	-,031	-,087	,276	,047	,027	,916	,254	,214	1,000	,546	-,067	,043	-,051
	Giro_AtivoCirc	-,061	-,120	,492	,101	-,027	,707	,148	,102	,546	1,000	-,103	,102	-,048
	Crescim_Ativo	,030	-,038	,052	-,006	-,004	-,070	-,001	-,020	-,067	-,103	1,000	-,007	,130
	Crescim_LucroLiq	-,146	,000	,023	,002	-,008	,062	,000	-,001	,043	,102	-,007	1,000	,000
Crescim_VendasLiq	-,051	-,043	,225	-,012	-,018	-,052	-,004	-,010	-,051	-,048	,130	,000	1,000	
Sig. (1-tailed)	LAIR_PL		,425	,100	,445	,477	,241	,049	,455	,286	,132	,292	,004	,177
	DespOper_VendasLiq	,425		,172	,497	,345	,036	,451	,412	,055	,014	,244	,500	,216
	Giro_ContasRec	,100	,172		,185	,071	,000	,052	,468	,000	,000	,171	,337	,000
	Giro_EstTotais	,445	,497	,185		,493	,092	,353	,453	,195	,032	,456	,486	,412
	Giro_CCL	,477	,345	,071	,493		,362	,424	,055	,310	,308	,471	,444	,372
	Giro_Ativo	,241	,036	,000	,092	,362		,000	,000	,000	,000	,099	,128	,173
	Giro_PL	,049	,451	,052	,353	,424	,000		,190	,000	,003	,492	,499	,469
	Giro_AtivoFixo	,455	,412	,468	,453	,055	,000	,190		,000	,031	,355	,490	,425
	Giro_AtivoNaoCirc	,286	,055	,000	,195	,310	,000	,000	,000		,000	,111	,219	,177
	Giro_AtivoCirc	,132	,014	,000	,032	,308	,000	,003	,031	,000		,029	,032	,189
	Crescim_Ativo	,292	,244	,171	,456	,471	,099	,492	,355	,111	,029		,450	,009
	Crescim_LucroLiq	,004	,500	,337	,486	,444	,128	,499	,490	,219	,032	,450		,496
Crescim_VendasLiq	,177	,216	,000	,412	,372	,173	,469	,425	,177	,189	,009	,496		

a. Determinant = 3,85E-014

Fonte: Resultado da pesquisa – Output SPSS

APÊNDICE B – Matriz Anti-imagem - 1ª extração dos fatores

		Liq_corr	Liq_imed	Liq_seca	PartCapTerc_C P	CompEndiv	CobEncFinanc	GrauEndiv	AlavFinanc	PartCapTerc_LP	Marg_Bruta	EBITDA	ML_Vendas
Anti-image Covariance	Liq_corr	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	Liq_imed	,000	,110	,000	,002	-,069	,008	-,002	-,002	-,023	-,022	,001	-,001
	Liq_seca	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	PartCapTerc_CP	,000	,002	,000	,004	,002	,002	-,002	-,004	-,001	-,003	,002	-,002
	CompEndiv	,000	-,069	,000	,002	,688	,031	,033	-,003	,125	,124	,004	-,004
	CobEncFinanc	,000	,008	,000	,002	,031	,985	,004	-,002	-,002	-,023	,001	-,001
	GrauEndiv	,000	-,002	,000	-,002	,033	,004	,631	,002	,007	-,014	,003	-,002
	AlavFinanc	,000	-,002	,000	-,004	-,003	-,002	,002	,003	,000	,003	-,002	,002
	PartCapTerc_LP	,000	-,023	,000	-,001	,125	-,002	,007	,000	,859	,001	,011	-,010
	Marg_Bruta	,000	-,022	,000	-,003	,124	-,023	-,014	,003	,001	,600	-,023	,021
	EBITDA	,000	,001	,000	,002	,004	,001	,003	-,002	,011	-,023	,006	-,006
	ML_Vendas	,000	-,001	,000	-,002	-,004	-,001	-,002	,002	-,010	,021	-,006	,005
Anti-image Correlation	Liq_corr	,645 ^a	,009	-,1000	-,250	,124	-,005	,028	,228	,098	-,002	,112	-,101
	Liq_imed	,009	,917 ^a	-,014	,081	-,250	,023	-,006	-,083	-,075	-,085	,051	-,049
	Liq_seca	-,1000	-,014	,646 ^a	,249	-,123	,005	-,028	-,228	-,097	,003	-,113	,101
	PartCapTerc_CP	-,250	,081	,249	,418 ^a	,047	,027	-,037	-,997	-,012	-,065	,388	-,441
	CompEndiv	,124	-,250	-,123	,047	,572 ^a	,038	,051	-,060	,163	,193	,061	-,072
	CobEncFinanc	-,005	,023	,005	,027	,038	,650 ^a	,005	-,028	-,002	-,029	,017	-,018
	GrauEndiv	,028	-,006	-,028	-,037	,051	,005	,464 ^a	,037	,009	-,024	,043	-,038
	AlavFinanc	,228	-,083	-,228	-,997	-,060	-,028	,037	,429 ^a	,008	,059	-,381	,438
	PartCapTerc_LP	,098	-,075	-,097	-,012	,163	-,002	,009	,008	,429 ^a	,001	,159	-,146
	Marg_Bruta	-,002	-,085	,003	-,065	,193	-,029	-,024	,059	,001	,495 ^a	-,393	,362
	EBITDA	,112	,051	-,113	,388	,061	,017	,043	-,381	,159	-,393	,483 ^a	-,991
	ML_Vendas	-,101	-,049	,101	-,441	-,072	-,018	-,038	,438	-,146	,362	-,991	,463 ^a

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Continuação - Apêndice B – Matriz Anti-imagem - 1ª extração dos fatores

		LAIR_PL	DespOper_Ven dasLiq	Giro_ContasRec	Giro_EstTotais	Giro_CCL	Giro_Ativo	Giro_PL	Giro_AtivoFixo	Giro_AtivoNao Circ	Giro_AtivoCirc	Crescim_Ativo	Crescim_LucroLi q	Crescim_Venda sLiq
Anti-image Covariance	LAIR_PL	,880	,076	-,007	-,004	,003	,006	,037	,011	,002	,010	-,008	,140	,002
	DespOper_VendasLiq	,076	,331	-,015	-,026	-,004	,007	-,016	-,002	,004	,022	,048	,052	-,018
	Giro_ContasRec	-,007	-,015	,519	-,008	,046	,055	-,021	,021	-,072	-,175	-,074	,021	-,159
	Giro_EstTotais	-,004	-,026	-,008	,972	-,013	-,003	,005	,014	,001	-,027	,000	-,001	,013
	Giro_CCL	,003	-,004	,046	-,013	,936	-,003	,019	-,073	-,001	,000	-,020	,009	-,020
	Giro_Ativo	,006	,007	,055	-,003	-,003	,071	-,035	-,012	-,077	-,088	-,012	,004	-,022
	Giro_PL	,037	-,016	-,021	,005	,019	-,035	,576	,014	,010	,029	-,021	,025	,007
	Giro_AtivoFixo	,011	-,002	,021	,014	-,073	-,012	,014	,937	-,008	,008	,006	,013	-,018
	Giro_AtivoNaoCirc	,002	,004	-,072	,001	-,001	-,077	,010	-,008	,104	,074	,017	,000	,021
	Giro_AtivoCirc	,010	,022	-,175	-,027	,000	-,088	,029	,008	,074	,273	,071	-,036	,082
	Crescim_Ativo	-,008	,048	-,074	,000	-,020	-,012	-,021	,006	,017	,071	,928	-,005	-,075
	Crescim_LucroLiq	,140	,052	,021	-,001	,009	,004	,025	,013	,000	-,036	-,005	,948	-,017
	Crescim_VendasLiq	,002	-,018	-,159	,013	-,020	-,022	,007	-,018	,021	,082	-,075	-,017	,857
Anti-image Correlation	LAIR_PL	,421 ^a	,141	-,010	-,005	,004	,024	,052	,012	,008	,021	-,009	,153	,002
	DespOper_VendasLiq	,141	,523 ^a	-,037	-,047	-,007	,045	-,036	-,003	,024	,074	,087	,093	-,034
	Giro_ContasRec	-,010	-,037	,579 ^a	-,011	,066	,287	-,038	,030	-,308	-,464	,106	,031	-,238
	Giro_EstTotais	-,005	-,047	-,011	,366 ^a	-,014	-,012	,006	,015	,004	-,053	,000	-,001	,015
	Giro_CCL	,004	-,007	,066	-,014	,498 ^a	-,011	,026	-,077	-,004	,000	-,022	,010	-,022
	Giro_Ativo	,024	,045	,287	-,012	-,011	,542 ^a	-,173	-,048	-,899	-,634	-,046	,014	-,088
	Giro_PL	,052	-,036	-,038	,006	,026	-,173	,550 ^a	,019	,041	,073	-,029	,034	,010
	Giro_AtivoFixo	,012	-,003	,030	,015	-,077	-,048	,019	,899 ^a	-,026	,017	,006	,013	-,020
	Giro_AtivoNaoCirc	,008	,024	-,308	,004	-,004	-,899	,041	-,026	,524 ^a	,441	,055	-,001	,070
	Giro_AtivoCirc	,021	,074	-,464	-,053	,000	-,634	,073	,017	,441	,614 ^a	,140	-,071	,169
	Crescim_Ativo	-,009	,087	-,106	,000	-,022	-,046	-,029	,006	,055	,140	,481 ^a	-,005	-,084
	Crescim_LucroLiq	,153	,093	,031	-,001	,010	,014	,034	,013	-,001	-,071	-,005	,440 ^a	-,018
	Crescim_VendasLiq	,002	-,034	-,238	,015	-,022	-,088	,010	-,020	,070	,169	-,084	-,018	,539 ^a

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output SPSS*

APÊNDICE C – Testes KMO e Bartlett e Comunalidades - 1ª extração dos fatores

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling		,554
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	10033,860
	df	300
	Sig.	,000

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Communalities		
	Initial	Extraction
Liq_corr	1,000	,972
Liq_imed	1,000	,927
Liq_seca	1,000	,972
PartCapTerc_CP	1,000	,979
CompEndiv	1,000	,547
CobEncFinanc	1,000	,231
GrauEndiv	1,000	,807
AlavFinanc	1,000	,984
PartCapTerc_LP	1,000	,582
Marg_Bruta	1,000	,533
EBITDA	1,000	,949
ML_Vendas	1,000	,957
LAIR_PL	1,000	,544
DespOper_VendasLiq	1,000	,760
Giro_ContasRec	1,000	,653
Giro_EstTotais	1,000	,107
Giro_CCL	1,000	,594
Giro_Ativo	1,000	,908
Giro_PL	1,000	,804
Giro_AtivoFixo	1,000	,327
Giro_AtivoNaoCirc	1,000	,834
Giro_AtivoCirc	1,000	,738
Crescim_Ativo	1,000	,489
Crescim_LucroLiq	1,000	,593
Crescim_VendasLiq	1,000	,577

Extraction Method: Principal Component Analysis

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

APÊNDICE D – Total de variância explicada - 1ª extração dos fatores

Total Variance Explained									
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	3,925	15,701	15,701	3,925	15,701	15,701	3,026	12,104	12,104
2	2,840	11,361	27,062	2,840	11,361	27,062	2,721	10,886	22,990
3	2,210	8,841	35,904	2,210	8,841	35,904	2,573	10,292	33,282
4	2,074	8,297	44,200	2,074	8,297	44,200	2,110	8,438	41,720
5	1,513	6,052	50,252	1,513	6,052	50,252	1,757	7,026	48,747
6	1,354	5,414	55,667	1,354	5,414	55,667	1,571	6,284	55,031
7	1,261	5,045	60,712	1,261	5,045	60,712	1,272	5,089	60,119
8	1,110	4,442	65,154	1,110	4,442	65,154	1,188	4,752	64,871
9	1,082	4,329	69,483	1,082	4,329	69,483	1,153	4,612	69,483
10	,991	3,964	73,448						
11	,972	3,888	77,335						
12	,911	3,642	80,978						
13	,839	3,354	84,332						
14	,806	3,223	87,556						
15	,765	3,061	90,617						
16	,645	2,580	93,197						
17	,553	2,211	95,408						
18	,377	1,508	96,916						
19	,347	1,387	98,304						
20	,297	1,189	99,493						
21	,080	,320	99,813						
22	,041	,163	99,976						
23	,004	,018	99,994						
24	,002	,006	100,000						
25	,000	,000	100,000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

APÊNDICE E – Testes KMO e Bartlett, Comunalidades e Total da variância explicada - 2ª extração dos fatores

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling		,647
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	5960,808
	df	78
	Sig.	,000

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Communalities		
	Initial	Extraction
Liq_corr	1,000	,973
Liq_imed	1,000	,931
Liq_seca	1,000	,973
CompEndiv	1,000	,534
CobEncFinanc	1,000	,795
DespOper_VendasLiq	1,000	,819
Giro_ContasRec	1,000	,621
Giro_Ativo	1,000	,896
Giro_PL	1,000	,316
Giro_AtivoFixo	1,000	,238
Giro_AtivoNaoCirc	1,000	,828
Giro_AtivoCirc	1,000	,697
Crescim_VendasLiq	1,000	,650

Extraction Method: Principal Component Analysis

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Total Variance Explained									
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	3,826	29,430	29,430	3,826	29,430	29,430	3,064	23,570	23,570
2	2,103	16,178	45,607	2,103	16,178	45,607	2,727	20,974	44,544
3	1,298	9,982	55,589	1,298	9,982	55,589	1,400	10,768	55,312
4	1,043	8,021	63,610	1,043	8,021	63,610	1,048	8,061	63,372
5	1,001	7,699	71,309	1,001	7,699	71,309	1,032	7,937	71,309
6	,955	7,345	78,654						
7	,889	6,839	85,493						
8	,760	5,843	91,336						
9	,645	4,959	96,295						
10	,355	2,731	99,026						
11	,083	,637	99,663						
12	,044	,337	100,000						
13	,000	,000	100,000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

APÊNDICE F – Matriz Anti-imagem - 2ª extração dos fatores

		Anti-image Matrices												
		Liq_cor	Liq_imed	Liq_seca	CompEndiv	CobEncFinanc	DespOper_Ven dasLiq	Giro_ContasRec	Giro_Ativo	Giro_PL	Giro_AtivoFixo	Giro_AtivoNao Circ	Giro_AtivoCirc	Crescim_Venda sLiq
Anti-image Covariance	Liq_cor	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	Liq_imed	,000	,113	,000	-,076	,006	-,018	-,031	-,016	,006	-,002	,025	-,008	-,011
	Liq_seca	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	CompEndiv	,000	-,076	,000	,790	,036	,092	,098	,035	,008	-,036	-,066	,019	,108
	CobEncFinanc	,000	,006	,000	,036	,988	,000	-,031	-,007	,010	,000	,005	,003	,038
	DespOper_VendasLiq	,000	-,018	,000	,092	,000	,969	-,004	,000	-,013	-,009	,000	,045	,063
	Giro_ContasRec	,000	-,031	,000	,098	-,031	-,004	,575	,075	-,048	,032	-,085	-,204	-,199
	Giro_Ativo	,000	-,016	,000	,035	-,007	,000	,075	,079	-,041	-,016	-,085	-,097	-,021
	Giro_PL	,000	,006	,000	,008	,010	-,013	-,048	-,041	,911	,012	,016	,049	,010
	Giro_AtivoFixo	,000	-,002	,000	-,036	,000	-,009	,032	-,016	,012	,944	-,008	,013	-,019
Anti-image Correlation	Giro_AtivoNaoCirc	,000	,025	,000	-,066	,005	,000	-,085	-,085	,016	-,008	,111	,075	,022
	Giro_AtivoCirc	,000	-,008	,000	,019	,003	,045	-,204	-,097	,049	,013	,075	,304	,094
	Crescim_VendasLiq	,000	-,011	,000	,108	,038	,063	-,199	-,021	,010	-,019	,022	,094	,885
	Liq_cor	,679 ^a	,027	-,1000	,070	-,002	-,018	-,093	,146	-,020	-,023	-,154	-,064	,037
	Liq_imed	,027	,925 ^a	-,033	-,254	,018	-,053	-,124	-,172	,019	-,006	,220	-,044	-,036
	Liq_seca	-,1000	-,033	,680 ^a	-,069	,002	,018	,094	-,144	,019	,023	,152	,065	-,037
	CompEndiv	,070	-,254	-,069	,604 ^a	,040	,105	,146	,139	,009	-,041	-,221	,038	,129
	CobEncFinanc	-,002	,018	,002	,040	,721 ^a	,000	-,041	-,025	,010	,000	,014	,005	,040
	DespOper_VendasLiq	-,018	-,053	,018	,105	,000	,628 ^a	-,005	,001	-,014	-,009	,001	,084	,068
	Giro_ContasRec	-,093	-,124	,094	,146	-,041	-,005	,528 ^a	,351	-,066	,043	-,336	-,487	-,279
	Giro_Ativo	,146	-,172	-,144	,139	-,025	,001	,351	,549 ^a	-,154	-,057	-,903	-,626	-,079
	Giro_PL	-,020	,019	,019	,009	,010	-,014	-,066	-,154	,813 ^a	,013	,051	,093	,011
	Giro_AtivoFixo	-,023	-,006	,023	-,041	,000	-,009	,043	-,057	,013	,920 ^a	-,024	,024	-,020
	Giro_AtivoNaoCirc	-,154	,220	,152	-,221	,014	,001	-,336	-,903	,051	-,024	,539 ^a	,410	,072
	Giro_AtivoCirc	-,064	-,044	,065	,038	,005	,084	-,487	-,626	,093	,024	,410	,627 ^a	,181
	Crescim_VendasLiq	,037	-,036	-,037	,129	,040	,068	-,279	-,079	,011	-,020	,072	,181	,364 ^a

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

APÊNDICE G – Testes KMO e Bartlett e comunalidades - 3ª extração dos fatores

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling		,655
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	5926,655
	df	66
	Sig.	,000

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Communalities		
	Initial	Extraction
Liq_corr	1,000	,972
Liq_imed	1,000	,928
Liq_seca	1,000	,972
CompEndiv	1,000	,551
CobEncFinanc	1,000	,192
DespOper_VendasLiq	1,000	,802
Giro_ContasRec	1,000	,576
Giro_Ativo	1,000	,894
Giro_PL	1,000	,270
Giro_AtivoFixo	1,000	,382
Giro_AtivoNaoCirc	1,000	,831
Giro_AtivoCirc	1,000	,726

Extraction Method: Principal Component

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

APÊNDICE H – Matriz anti-imagem - 3ª extração

Anti-image Matrices													
		Liq_corr	Liq_imed	Liq_seca	CompEndiv	CobEncFinanc	DespOper_Ven dasLiq	Giro_ContasRec	Giro_Ativo	Giro_PL	Giro_AtivoFixo	Giro_AtivoNao Circ	Giro_AtivoCirc
Anti-image Covariance	Liq_corr	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	Liq_imed	,000	,113	,000	-,076	,007	-,017	-,037	-,017	,006	-,002	,025	-,007
	Liq_seca	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	CompEndiv	,000	-,076	,000	,803	,032	,086	,135	,038	,007	-,034	-,070	,007
	CobEncFinanc	,000	,007	,000	,032	,989	-,002	-,024	-,006	,009	,001	,004	-,001
	DespOper_VendasLiq	,000	-,017	,000	,086	-,002	,974	,011	,002	-,014	-,008	-,001	,040
	Giro_ContasRec	,000	-,037	,000	,135	-,024	,011	,624	,077	-,049	,030	-,087	-,205
	Giro_Ativo	,000	-,017	,000	,038	-,006	,002	,077	,080	-,041	-,016	-,085	-,099
	Giro_PL	,000	,006	,000	,007	,009	-,014	-,049	-,041	,911	,012	,016	,049
	Giro_AtivoFixo	,000	-,002	,000	-,034	,001	-,008	,030	-,016	,012	,945	-,007	,015
	Giro_AtivoNaoCirc	,000	,025	,000	-,070	,004	-,001	-,087	-,085	,016	-,007	,112	,076
	Giro_AtivoCirc	,000	-,007	,000	,007	-,001	,040	-,205	-,099	,049	,015	,076	,314
Anti-image Correlation	Liq_corr	,679 ^a	,029	-,1000	,066	-,004	-,021	-,086	,149	-,020	-,022	-,157	-,072
	Liq_imed	,029	,923 ^a	-,035	-,252	,020	-,051	-,139	-,176	,019	-,007	,224	-,038
	Liq_seca	-,1000	-,035	,680 ^a	-,065	,003	,021	,087	-,148	,020	,022	,155	,072
	CompEndiv	,066	-,252	-,065	,581 ^a	,036	,097	,191	,151	,008	-,039	-,233	,015
	CobEncFinanc	-,004	,020	,003	,036	,821 ^a	-,002	-,031	-,022	,010	,001	,011	-,002
	DespOper_VendasLiq	-,021	-,051	,021	,097	-,002	,696 ^a	,015	,007	-,015	-,008	-,004	,073
	Giro_ContasRec	-,086	-,139	,087	,191	-,031	,015	,550 ^a	,344	-,065	,039	-,330	-,462
	Giro_Ativo	,149	-,176	-,148	,151	-,022	,007	,344	,550 ^a	-,153	-,059	-,903	-,624
	Giro_PL	-,020	,019	,020	,008	,010	-,015	-,065	-,153	,814 ^a	,013	,050	,092
	Giro_AtivoFixo	-,022	-,007	,022	-,039	,001	-,008	,039	-,059	,013	,925 ^a	-,023	,028
	Giro_AtivoNaoCirc	-,157	,224	,155	-,233	,011	-,004	-,330	-,903	,050	-,023	,539 ^a	,404
	Giro_AtivoCirc	-,072	-,038	,072	,015	-,002	,073	-,462	-,624	,092	,028	,404	,645 ^a

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Fonte: Resultado da pesquisa – Output SPSS

APÊNDICE I – Total da variância explicada - 3ª extração

Total Variance Explained									
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	3,825	31,877	31,877	3,825	31,877	31,877	3,088	25,734	25,734
2	2,096	17,467	49,345	2,096	17,467	49,345	2,717	22,638	48,372
3	1,153	9,610	58,955	1,153	9,610	58,955	1,241	10,343	58,715
4	1,022	8,517	67,472	1,022	8,517	67,472	1,051	8,757	67,472
5	,977	8,142	75,613						
6	,910	7,587	83,201						
7	,838	6,987	90,188						
8	,674	5,615	95,804						
9	,376	3,132	98,936						
10	,084	,696	99,632						
11	,044	,368	100,000						
12	,000	,000	100,000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

APÊNDICE J – Testes KMO e Bartlett e comunalidades - 4ª extração dos fatores

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling		,647
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	5891,804
	df	36
	Sig.	,000

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

Communalities		
	Initial	Extraction
Liq_imed	1,000	,941
Liq_seca	1,000	,981
Liq_corr	1,000	,981
CompEndiv	1,000	,657
Giro_ContasRec	1,000	,564
Giro_AtivoCirc	1,000	,742
Giro_AtivoNaoCirc	1,000	,838
Giro_Ativo	1,000	,898
DespOper_VendasLiq	1,000	,224
Extraction Method: Principal Component		

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

APÊNDICE K – Matriz anti-imagem - 4ª extração

Anti-image Matrices										
		Liq_imed	Liq_seca	Liq_corr	CompEndiv	Giro_Con tasRec	Giro_Ativo Circ	Giro_Ativo NaoCirc	Giro_ Ativo	DespOper_ VendasLiq
Anti-image Covariance	Liq_imed	,113	,000	,000	-,076	-,037	-,008	,025	-,017	-,017
	Liq_seca	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	Liq_corr	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	CompEndiv	-,076	,000	,000	,805	,139	,008	-,071	,039	,086
	Giro_Con tasRec	-,037	,000	,000	,139	,629	-,206	-,087	,077	,011
	Giro_AtivoCirc	-,008	,000	,000	,008	-,206	,317	,076	-,100	,041
	Giro_AtivoNaoCirc	,025	,000	,000	-,071	-,087	,076	,112	-,087	-,001
	Giro_Ativo	-,017	,000	,000	,039	,077	-,100	-,087	,082	,001
DespOper_ VendasLiq	-,017	,000	,000	,086	,011	,041	-,001	,001	,974	
Anti-image Correlation	Liq_imed	,923 ^a	-,035	,029	-,254	-,138	-,040	,223	-,175	-,051
	Liq_seca	-,035	,679 ^a	-1,00	-,065	,088	,070	,155	-,146	,021
	Liq_corr	,029	-1,00	,679 ^a	,066	-,087	-,070	-,157	,147	-,021
	CompEndiv	-,254	-,065	,066	,575 ^a	,195	,015	-,235	,153	,097
	Giro_Con tasRec	-,138	,088	-,087	,195	,552 ^a	-,461	-,327	,341	,014
	Giro_AtivoCirc	-,040	,070	-,070	,015	-,461	,644 ^a	,403	-,620	,075
	Giro_AtivoNaoCirc	,223	,155	-,157	-,235	-,327	,403	,518 ^a	-,910	-,003
	Giro_Ativo	-,175	-,146	,147	,153	,341	-,620	-,910	,536 ^a	,004
	DespOper_ VendasLiq	-,051	,021	-,021	,097	,014	,075	-,003	,004	,695 ^a

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS

APÊNDICE L – Total da variância explicada - 4ª extração

Total Variance Explained									
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of			Rotation Sums of Squared		
	Total	% of Variance	Cumulative e %	Total	% of Variance	Cumulative e %	Total	% of Variance	Cumulative e %
1	3,775	41,949	41,949	3,775	41,949	41,949	2,973	33,028	33,028
2	1,974	21,935	63,885	1,974	21,935	63,885	2,675	29,724	62,752
3	1,076	11,957	75,842	1,076	11,957	75,842	1,178	13,089	75,842
4	,970	10,773	86,615						
5	,695	7,723	94,338						
6	,381	4,235	98,572						
7	,084	,931	99,503						
8	,045	,497	100,000						
9	,000	,000	100,000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Fonte: Resultado da pesquisa – *Output* SPSS